

Bachelorarbeit am Fachbereich Mathematik und Informatik  
in der Arbeitsgruppe Intelligente Systeme und Robotik

# **Kapazitive Bodenkontaktsensorik für humanoide Roboter**

Malte Detlefsen

Matrikelnummer: 4568365

`mdetlefsen@zedat.fu-berlin.de`

Gutachter:

Prof. Dr. Raúl Rojas

Dr. Daniel Göhring

27. November 2014

## **Eidesstattliche Erklärung**

Ich versichere hiermit an Eides statt, dass diese Arbeit von niemand anderem als meiner Person verfasst worden ist. Alle verwendeten Hilfsmittel wie Berichte, Bücher, Internetseiten oder ähnliches sind im Literaturverzeichnis angegeben, Zitate aus fremden Arbeiten sind als solche kenntlich gemacht. Die Arbeit wurde bisher in gleicher oder ähnlicher Form keiner anderen Prüfungskommission vorgelegt und auch nicht veröffentlicht.

Berlin, 27. November 2014

Malte Detlefsen

## Zusammenfassung

Aufgrund verschiedener Informationen, die ihm sein Körper zur Verfügung stellt, spürt ein Mensch im Allgemeinen, wann er mit seinen Füßen den Boden berührt. Ohne Technik, die sich gezielt um diese Informationen bemüht, verfügen bipedale Roboter hingegen nicht über dieses Wissen. Ihnen muss mit entsprechenden Sensoren bewusst gemacht werden, ob ihre Füße in Kontakt zum Boden stehen oder nicht. Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Entwicklung und Konstruktion eines Bodenkontaktsensors, der mit Hilfe kapazitiver Messungen eine solche Aussage ermöglicht. Als theoretische Grundlage dient ihm ein *Gaussian Mixture Model*, welches einem gegebenen Messwert seinen wahrscheinlichsten Zustand, Boden oder Nicht-Boden, zuordnet. Eine dynamische Anpassung des Modells zur Laufzeit trägt physikalischen Veränderungen in der Umwelt Rechnung und beugt einem negativen Einfluss auf die Sensorergebnisse vor.

Die Entwicklung und Konstruktion des Sensors erfolgt mit Blick auf die speziellen Anforderungen des Teams FUMANOIDS, einem studentischen Team für humanoide Fussballroboter an der FU Berlin.

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Motivation: Bodenkontakt . . . . .	1
1.2	Problemstellung und Zielsetzung . . . . .	1
1.3	Roboter-Plattform . . . . .	2
1.3.1	Team FUmoids . . . . .	2
1.3.2	RoboCup Humanoid League . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Bodenkontaktsensorik</b>	<b>4</b>
2.1	Sensor . . . . .	4
2.2	Bodenkontaktsensoren in der Robotik . . . . .	4
2.2.1	Force Sensing Resistors (Nao & DARwIn-OP) . . . . .	5
2.2.2	Team FUmoids . . . . .	6
2.3	Defizite genannter Lösungen . . . . .	7
<b>3</b>	<b>Kapazitive Bodenkontaktsensorik</b>	<b>9</b>
3.1	Kapazitive Sensoren in der Technik . . . . .	9
3.1.1	Idee einer kapazitiven Bodenkontaktsensorik . . . . .	10
3.2	Physikalische Grundlagen . . . . .	10
3.2.1	Kondensator . . . . .	10
3.2.2	Dielektrika . . . . .	10
3.2.3	Verschiebungs- und Orientierungspolarisation . . . . .	11
3.2.4	Permittivität . . . . .	12
3.2.5	Kapazität . . . . .	13
3.3	Konzepte kapazitiver Sensoren . . . . .	14
3.3.1	Elektrodenabstand . . . . .	14
3.3.2	Permittivität des Dielektrikums . . . . .	14
3.3.3	Kondensatorfläche . . . . .	14
3.3.4	Kapazitive Sensoren in der Robotik . . . . .	15
3.4	Konzept einer kapazitiven Bodenkontaktsensorik . . . . .	15
3.4.1	Aufbau & Methodik . . . . .	15
3.4.2	Probleme . . . . .	16
<b>4</b>	<b>Das Schätzproblem</b>	<b>18</b>
4.1	Warum schätzen? . . . . .	18
4.2	Mixture Model . . . . .	18
4.3	Gaussian Mixture Model . . . . .	19
4.4	Klassifikatoren . . . . .	19
4.4.1	Minimalscore . . . . .	20
4.4.2	Klassifizierung . . . . .	21
4.4.3	Dynamisches Neutrainieren . . . . .	21

---

4.5	Methodische Grenzen . . . . .	23
<b>5</b>	<b>Hardware und Sensorkonstruktion</b>	<b>25</b>
5.1	Boarddesign . . . . .	25
5.2	Schaltung . . . . .	25
5.3	Messvorgang . . . . .	26
<b>6</b>	<b>Evaluation</b>	<b>28</b>
6.1	Vorbetrachtungen . . . . .	28
6.1.1	Groundtruth-Daten . . . . .	28
6.1.2	Aufbaumengen der Klassifikatoren . . . . .	28
6.1.3	Sensor-Belief vs. binäre Entscheidung . . . . .	29
6.2	Abstand zum Boden . . . . .	29
6.3	Kontrollierte Umgebung: Spielfeld . . . . .	30
6.3.1	Sensorverhalten . . . . .	31
6.3.2	Performanz & Latenz . . . . .	31
6.3.3	Driftverhalten . . . . .	32
6.3.4	Langzeitverhalten . . . . .	33
6.4	Unkontrollierte Umgebungen . . . . .	35
6.4.1	Verhalten auf Holz . . . . .	36
6.4.2	Verhalten auf natürlichem Rasen . . . . .	36
6.4.3	Verhalten auf Steinplatten . . . . .	37
<b>7</b>	<b>Fazit</b>	<b>39</b>
7.1	Ausblick . . . . .	39
7.2	Diskussion: Regelkonformität kapazitiver Sensoren . . . . .	40
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>42</b>

# 1 Einleitung

## 1.1 Motivation: Bodenkontakt

Das Wissen, ob ein Roboter mit dem Boden in Berührung steht oder nicht, lässt sich hinsichtlich einer Vielzahl von Problemen nutzen. Anwendungen reichen von einfacher räumlicher Lageschätzung bis hin zu komplexen, mathematischen Modellierungen. Es kann eine Orientierung bieten bzgl. der Frage, ob ein bipedaler Roboter aufrecht steht oder nicht. Ganz konkret etwa dient es der Bewegungsplanung u.a. zur Berechnung des sogenannten Support-Polygons, dessen Verhältnis zum Trägheitsmoment Aufschluss über die Stabilität des Roboters gibt:

The static equilibrium for a humanoid robot standing on a horizontal ground is verified when the projection of the center of mass of the robot is inside its supportpolygon. [1, S.5]

Ferner kann Bodenkontakt zur Schrittregulierung eines Passive Dynamic Walkers dienen, indem zu hohe oder zu niedrige Schrittfrequenzen vermieden werden [2, S.42]. Kombiniert mit Beschleunigungsmessern lassen sich Stürze vom beginnenden Schwanken bis zur Feststellung des Sturzes mitverfolgen. Insbesondere für bipedale Roboter, bei denen die Füße abwechselnd vom Boden gehoben werden und ein sicherer Stand daher nicht immer garantiert ist, kann das Wissen über Bodenkontakt ein wichtiger Zugewinn an Information sein.

Zu diesem Thema erprobte das Team FUManoIDs in der Vergangenheit verschiedene Lösungen: ein Ansatz beschäftigte sich mit der Nutzung von Druckknöpfen, um beim Auftritt ein binäres Signal zu erzeugen und damit den Kontakt anzuzeigen. Ein weiterer verwendete Wägezellen aus handelsüblichen Küchenwaagen, um zusätzlich Informationen zur Gewichtsverteilung des Roboters zu gewinnen. Die aktuelle Generation aus dem Jahr 2014 hingegen verzichtet auf solche Mittel, da die zuvor eingesetzten Lösungen vor allem hinsichtlich ihrer mechanischen Robustheit Mängel aufwiesen und regelmäßigen Reparaturen unterlagen. In [3] wurde das zum Laufen des Roboters notwendige Programm – der Walker – daher gezielt ohne dieses Wissen konzipiert.

## 1.2 Problemstellung und Zielsetzung

Im Rahmen einer aktuellen Neukonzipierung erfährt die Frage des Bodenkontakts erneutes Interesse. Es entstand der Wunsch, einen Sensor zu entwickeln, der den mechanischen Belastungen des Laufens standhält, ohne gegenüber vorherigen Lösungen an Funktionalität einzubüßen. In dieser Arbeit wird nun ein

Sensor vorgestellt, der mit Hilfe kapazitiver Messungen eine Aussage darüber trifft, ob sich der Fuß in der Luft oder am Boden befindet. Physikalische Eigenschaften dienen dabei in Abhängigkeit vom Abstand des Fußes zum Boden als Grundlage der Messgröße, die anschließend einem Schätzprozess überführt wird. Mit Hilfe eines *Gaussian Mixture Model* werden die Zustände, in denen sich der Fuß befinden kann, modelliert und die gemessenen Werte klassifiziert. Über die Bildung eines sogenannten Sensor-Beliefs kann anschließend eine Entscheidung bzgl. des Bodenkontakts getroffen werden.

Die mechanischen Vorzüge des Konzepts werden sich insbesondere in der für die Messungen verwendeten Sensorplatte zeigen, die als einziges Bauteil mechanischem Stress ausgesetzt ist. Ferner ist das Konzept jedoch auch in hohem Maße von den physikalischen Eigenschaften der Umgebung abhängig. Da sich diese teils stark voneinander unterscheiden, muss in geeigneten Tests überprüft werden, ob hierdurch die Praktikabilität des Sensors gefährdet ist.

## 1.3 Roboter-Plattform

### 1.3.1 Team FManoids

Entwickelt wird der Sensor für die aktuelle FManoids-Generation des Jahres 2014. Der Roboter besitzt eine Größe von 65cm und ein Gewicht von rund 4.5kg. Zentrale Recheneinheit ist ein Odroid-X2 mit  $4 \times 1.7\text{Ghz}$ , die bei der Ansteuerung der insgesamt 20 Motoren vom Team-intern entwickelten Motorboard unterstützt wird, welches mit bis zu 250Hz Daten an die Motoren verschickt und empfängt. Eine IMU ermöglicht die Orientierung im Raum, während über eine Logitech C910-Webcam Bilder mit  $640 \times 480$  Bildpunkten und einer Framerate von bis zu 30 Bildern in der Sekunde empfangen werden (vgl. [4]).

### 1.3.2 RoboCup Humanoid League

Seit 2007 ist das Team FManoids Bestandteil der RoboCup Humanoid League (vgl. [4, S.1]). Der RoboCup<sup>1</sup> ist eine Forschungsinitiative im Bereich der Künstlichen Intelligenz mit dem Ziel, die Forschung innerhalb der Robotik durch die Gestaltung einer komplexen Umwelt zu intensivieren. In regelmäßigen Wettbewerben messen sich internationale Teams in verschiedenen Ligen miteinander. Die Humanoid League stellt dabei besondere Bedingungen an die

---

<sup>1</sup><http://www.robocup.org/about-robocup/>

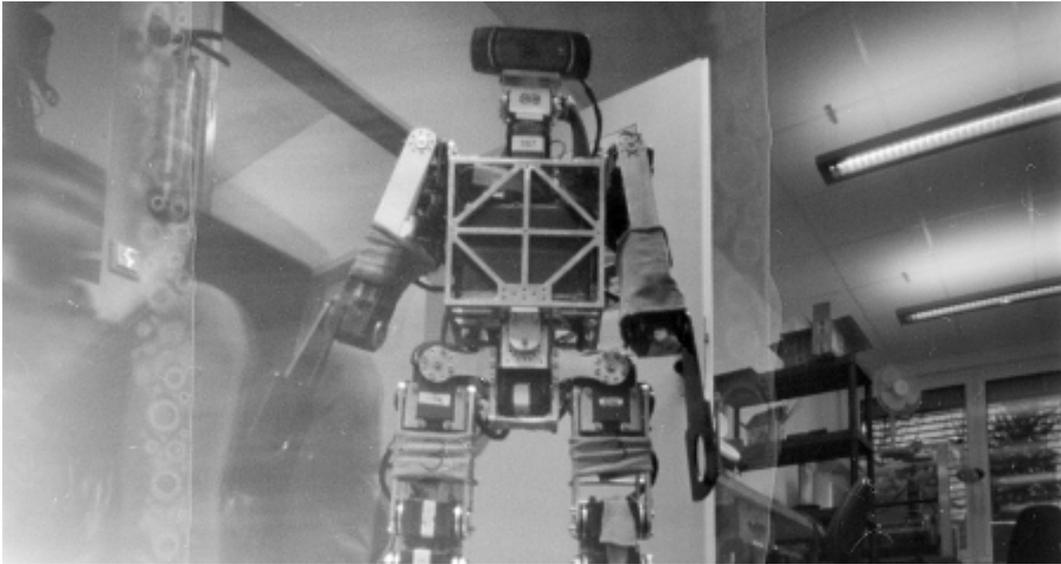


Abbildung 1: FURBOTs-Roboter der 2014 Generation. Foto: Tom Brewe, Lizenz: Creative Commons.

Beschaffenheit der Roboter mit dem Hauptkriterium, die Technik auf Möglichkeiten zu begrenzen, die die Sinneswahrnehmungen eines Menschen nicht überschreiten.

Aufgrund der regelmäßigen Teilnahme an den Wettbewerben des RoboCup hat eine Entwicklung und Erprobung des Sensors unter den besonderen Bedingungen der Humanoid League zu erfolgen. Die daran anschließenden Tests werden sich daher auch an Umgebungen orientieren müssen, die denen einer typischen Wettbewerbsstätte entsprechen.

## 2 Bodenkontaktsensorik

### 2.1 Sensor

Sensoren sind technische Bauteile, deren Aufgabe darin besteht, physikalische oder chemische Eigenschaften ihrer Umwelt zu erfassen und in einer Kenngröße zu beschreiben. Sie lassen sich in nahezu allen Gebieten der Robotik wiederfinden und spielen eine zentrale Rolle, um Informationen über die Umwelt oder den Roboter selbst zu gewinnen. Ihre Eigenschaft, Veränderungen der Umwelt in einem Ausgangssignal zu kodieren, ist dabei eine wichtige Grundlage zur dynamischen Interaktion autonomer Maschinen und stellt die wesentliche Schnittstelle zwischen ihnen und ihrer Umwelt dar.

Die Literatur vertritt bzgl. der Charakterisierung von Sensoren zumeist stark unterschiedliche Auffassungen und liefert heterogene Definitionen (vgl. [5], [6] o.a. [7]), weshalb im Rahmen dieser Arbeit der Begriff *Sensor* daher den Definitionen des RoboCup folgen soll. Das Regelwerk [8] unterscheidet drei grundlegende Sensoreigenschaften: aktiv, extern und intern. *Aktive* Sensoren sind Sensoren, die einen klar definierten Zweck erfüllen: "emitting light, sound, or electromagnetic waves into the environment in order to measure reflections" ([8, S.8]). Beispiele sind Ultraschall- oder auch Infrarotsensoren. Da das Regelwerk sich zu passiven Sensoren ausschweigt, seien sie der Vollständigkeit halber definiert als Sensoren, die keine aktiven sind. *Externe* Sensoren messen sogenannte externe Zustände wie Licht oder Schall, *interne* Sensoren wiederum alle internen Zustände wie Temperatur, Orientierung im Raum oder auch Motorpositionen. Aktive Sensoren können sowohl extern, als auch intern, aber jedoch nicht passiv sein. Gleiches gilt hinsichtlich der Unterscheidung externer und interner Sensoren.

### 2.2 Bodenkontaktsensoren in der Robotik

Nicht in allen Bereichen der Robotik ist es zwingend notwendig, den Moment, in dem ein Roboter den Boden berührt, zu bestimmen. So wird in der Mehrzahl der Fälle der Kontakt zum Boden wahrscheinlich nie verloren, bzw. nur selten erreicht, und wenn doch einmal, ist es kein kritisches Kriterium. Autonome Quadcopter oder bereifte Roboter benötigen im Allgemeinen<sup>2</sup> kein solches Wissen, da sie entweder ausschließlich in der Luft oder auf dem Boden agieren. Situationen, in denen ein Umstürzen des Roboters hingegen kritisch ist - z.B. im Falle autonomer Rollstühle -, lassen sich bevorzugt mit alternativen Informationen wie optischem Fluss (vgl. [9]) oder IMUs erkennen, da sie nicht

---

<sup>2</sup>Ausnahmen, wie Aufsetzen bei der Landung, seien vernachlässigt.

nur die Orientierung zum Boden, sondern zumeist im gesamten Raum berücksichtigen und ein Stürzen z.B. bei Rampenauffahrten bereits in einem frühen Stadium verhindern können.

Wie in Kap. 1.1 angesprochen, kommt der Information über Bodenkontakt im Bereich bipedaler Roboter eine wesentlich bedeutendere Rolle zu. Die drei nachstehenden Betrachtungen zu Bodenkontaktsensoren begrenzen sich daher auf humanoide Fussballroboter und geben einen kurzen Überblick über eine Lösung mittels sog. *Force Sensing Resistors*, sowie zwei Lösungen, die zuvor vom Team FUManoids erprobt wurden. Auch wenn Bodenkontakt bzgl. der Bewegungsplanung eine nützliche Information darstellt, bleibt zu beobachten, dass der Einsatz von Bodenkontaktsensoren in der Humanoid League eine eher unübliche Maßnahme bleibt. 2012 sagten von 18 befragten Teams lediglich drei aus, dass sie entsprechende Sensoren einsetzen (vgl. [10, S.19]). Von insgesamt 40 gemeldeten Teams statteten während des RoboCup 2014 gar nur vier Teams ihre Roboter mit solcher Technik aus (vgl. [11]).

### 2.2.1 Force Sensing Resistors (Nao & DARwIn-OP)

Force Sensing Resistors (FSR) sind elektrische Bauteile, die ihren Widerstand mit wechselnder Belastung in annähernd linearem Verhältnis zur wirkenden Kraft verändern (vgl. Abb. 2). Die dabei in Kombination mit einem Spannungsteiler entstehende Spannungsdifferenz lässt sich gezielt nutzen, um Bodenkontakt zu erkennen, indem beispielsweise auf das Überschreiten eines Grenzwerts gewartet wird, was idealerweise dann geschieht, wenn der Fuß auf den Boden aufsetzt.

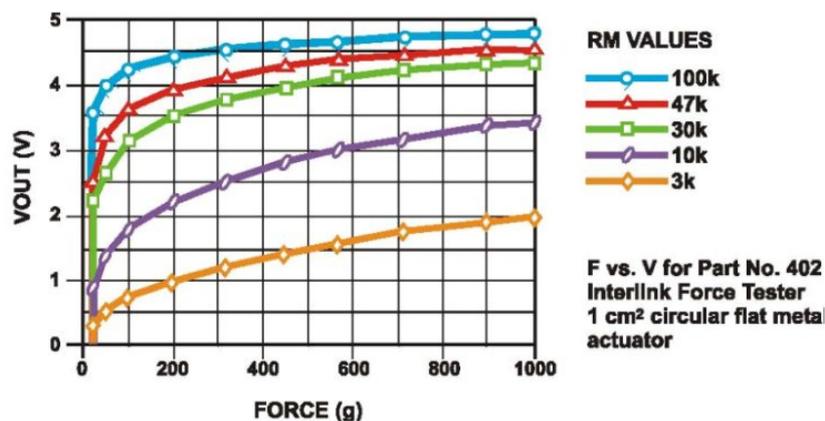


Abbildung 2: Schematik und Spannung-zu-Kraft-Verhältnis eines handelsüblichen FSR 406 der Firma Interlink. Quelle: [12]

FSRs sind standardmäßig im anthropomorphen *Nao*-Roboter der Firma Al-

debaran Robotics<sup>3</sup>, derzeitige Plattform der SPL<sup>4</sup>, verbaut und stehen als optionales Bauteil für die humanoide *DARwIn-Open Platform* zur Verfügung, die u.a. in der Humanoid KidSize League eingesetzt wird. Sowohl im Nao, als auch in der DARwIn-OP kommen pro Fuß jeweils vier FSRs zum Einsatz, mit denen die Belastung an den Füßen gemessen werden kann. Durch überlegte Platzierung der Sensoren ist es darüber hinaus möglich, bis zu einem gewissen Punkt die Gewichtsverteilung des Roboters zu berechnen.

### 2.2.2 Team Fumanoids

Mit Entwicklung der aktuellen 2014er Fumanoids-Generation wurde aus mehreren Gründen auf den Einsatz von Bodenkontaktsensoren verzichtet (hierzu Kap. 2.3). In vorangegangenen Generationen wurden zuvor jedoch zwei Lösungen erprobt, die ähnlich zu FSRs die Kraft nutzen, die beim Auftritt auf den Boden entsteht.

**2009: Druckknöpfe** 2009 wurden zum ersten Mal Druckknöpfe eingesetzt, um die nötigen Informationen zum Bodenkontakt zu gewinnen. An jeder Fußunterseite kamen vier Druckknöpfe zum Einsatz, die beim Auftreten ein binäres Signal erzeugen (vgl. [13] und Abb. 3). In Kombination kann mit ihnen neben dem Kontakt in groben Zügen auch der Ort des Kontakts festgestellt werden, was zusätzliche Informationen liefert. Ferner ist der Ansatz einfach umzusetzen und bedarf nur geringer zusätzlicher Technik.

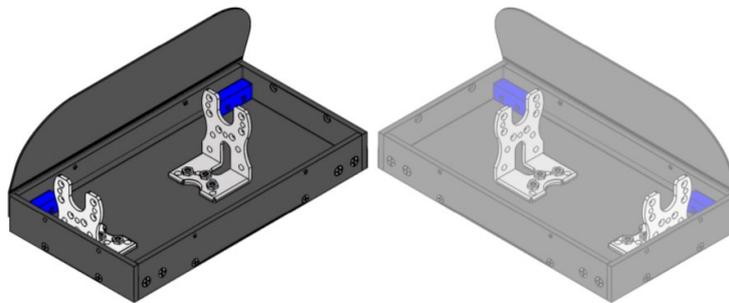


Abbildung 3: Fußmodell der 2010er Fumanoids-Generation. Die für den Bodenkontakt verwendeten Druckknöpfe sind blau eingefärbt.  
Quelle: [13]

<sup>3</sup><http://www.aldebaran.com/en/humanoid-robot/nao-robot>

<sup>4</sup>Stand 2014, siehe <http://www.informatik.uni-bremen.de/spl/bin/view/Website/WebHome>, letzter Zugriff am 11.09.2014.

**2011: Wägezellen** 2011 wurde mit Hilfe von Wägezellen aus handelsüblichen Waagen die Schrittfrequenz des Walkers gemessen und bei Bedarf korrigiert. Erfolgte ein Tritt entgegen der vermuteten Frequenz zu früh oder zu spät, wurde die Ausführung des nächsten Schritts zeitlich angepasst (vgl. [2, S.42]). Dehnmessstreifen dienen den Wägezellen bei Belastung als Erzeuger einer Spannungsdifferenz, die analog zum Ausgangssignal eines FSR als Grundlage einer Kontakterkennung genutzt werden kann. Theoretisch ist es ebenfalls möglich, die Gewichtsverteilung des Roboters zu bestimmen, um so zusätzliche Informationen zur Lagebestimmung bereitzustellen. Im konkreten Fall wurde hiervon jedoch abgesehen und über exponentielle Glättung lediglich ein Grenzwert gebildet, dessen Überschreitung Bodenkontakt bedeutete (vgl. [2, S.42]).

### 2.3 Defizite genannter Lösungen

Mit Entwicklung der aktuellen 2014er FHumanoids-Generation wurde auf den Einsatz von Bodenkontaktsensoren grundlegend verzichtet. Gründe finden sich in der hohen Verschleißrate von Knöpfen und Wägezellen, die während des Spielbetriebs regelmäßig ausfielen und ersetzt wurden. Neben zeitintensiven Wartungen führt dies insbesondere zu ungenügenden Messergebnissen, die die Performance beeinflussen. So war das Timing der Schrittfrequenz beim Passive Dynamic Walker aus dem Jahr 2011 von entscheidender Bedeutung und hätte bei einem Ausfall sämtlicher Wägezellen zu einem Ausfall des Walkers geführt (vgl. [2, S.42]). Auch FSRs besitzen eine endliche Lebensdauer und müssen nach rund 1–10 Mio. Auslösungen ersetzt werden (vgl. [12]).

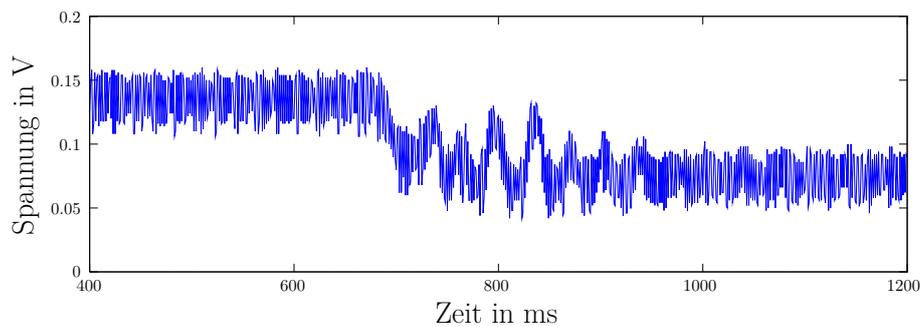


Abbildung 4: Ausgabe einer Wägezelle bei einfacher Belastung (ab ca. 700ms) auf Turnier-ähnlichem Untergrund.

Neben hohem Verschleiß sind Wägezellen und FSRs aufgrund materialeigener Elastizität zusätzlich anfällig gegenüber Bodenschwingungen. Abb. 4 zeigt die Belastungsphase einer Wägezelle auf Turnier-ähnlichem Untergrund mit

mehreren 100ms langen Schwingungen. Auch bei ausgeprägter Mittelung der Daten sind zwischenzeitliche Fehlinterpretationen nicht ganz unwahrscheinlich. Abb. 5 zeigt die Auswirkungen eines nebenher laufenden Roboters. Die Belastungsphase (ab ca. 800ms) zeichnet sich deutlich schwächer ab als zuvor und auch das Gesamtniveau der Spannung hat sich leicht abgesenkt. Eine effektive Filterung scheint angesichts dieser Daten nicht einfach.

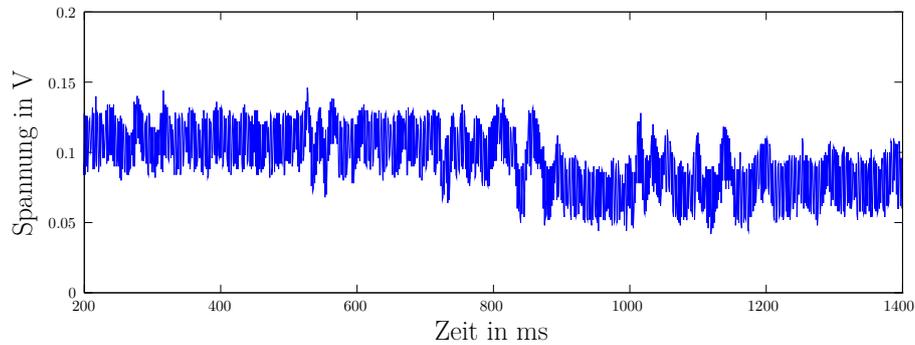


Abbildung 5: Ausgabe einer Wägezelle bei einfacher Belastung (ab 800ms) und nebenher laufendem Roboter auf Turnier-ähnlichem Untergrund.

## 3 Kapazitive Bodenkontaktsensorik

### 3.1 Kapazitive Sensoren in der Technik

Gegenüber vergleichbaren Techniken bieten kapazitive Sensoren wesentliche Vorteile hinsichtlich Messgenauigkeit, Temperatur- und Driftempfindlichkeit, sowie beim Stromverbrauch (vgl. [14, S.93]). Insbesondere die Medizintechnik verlange oftmals "extremely stable, temperature insensitive and accurate devices" ([14, S.94]), die mit vergleichbaren Mitteln wie Dehnmessstreifen oder Piezoelektronik in diesem Maße nicht möglich seien. Auch in der Robotik spielen kapazitive Lösungen daher seit geraumer Zeit eine wichtige Rolle:

Piezoresistive and piezoelectric force sensors have encountered a lot of attention from the robot industry. These measurement principles, however, suffer from a lot of problems like hysteresis, drift, creep and temperature dependency. These problems can be overcome by applying the capacitive measurement principle, because hysteresis and creep will not occur and the temperature dependency is also considerably less. [15, S.115]

Sensordisplays sind hierfür prominente Beispiele, die im Alltagsbild heutiger Industriegesellschaften kaum mehr wegzudenken sind. Sensorfläche und Mensch funktionieren dabei zusammen als zwei Elektroden eines Kondensators, dessen Kapazität sich durch die Berührung der Sensorfläche verändert (vgl. Abb. 6). Durch Kombination mehrerer Elektroden zu groß aufspannenden Mustern lässt sich mit Hilfe einzelner Elektroden neben der eigentlichen Berührung auch der Ort des Kontakts bestimmen.

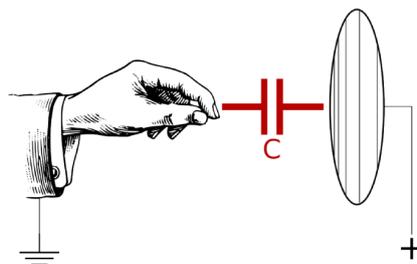


Abbildung 6: Grundlegendes Prinzip eines kapazitiven Sensors für menschliche Interaktion: Sensorfläche und Mensch bilden zusammen einen Kondensator, dessen Kapazität sich mit variierendem Abstand der Hand verändert. Quelle: FCIT (<http://etc.usf.edu/clipart>).

Die Kapazität eines Kondensators ist u.a. abhängig vom Abstand der Elektroden. Nähern sich diese an, kommt es zu einem umgekehrt proportionalen An-

stieg der Kapazität. Bis zu einem gewissen Maß lassen sich damit Entfernungen der Hand messen, wodurch die eigentliche Sensorfläche von der Kontaktfläche getrennt werden kann. Die Kapazität wird auf diese Weise durch die Kontaktfläche hindurch *projiziert*. Dieses Prinzip findet sich wieder an Bedienfeldern im öffentlichen Raum, Getränkeautomaten, Tablets und Mobiltelefonen und ermöglicht die Konstruktion wetterbeständiger und robuster Sensoren.

### 3.1.1 Idee einer kapazitiven Bodenkontaktensorik

Die geschilderten Vorteile gaben Anreiz, auch für die im Rahmen dieser Arbeit behandelten Problemstellung eine kapazitive Lösung zu entwickeln, die die Schwächen früherer Sensoren umgeht, ohne an Funktionalität einzubüßen. Roboterfuß und Untergrund bilden zusammen die Elektroden eines Kondensators, dessen Kapazität sich mit Heben und Senken des Fußes verändert. Durch kontinuierliche Beobachtung der Veränderung lässt sich dann eine Aussage darüber treffen, ob der Roboter im Kontakt mit dem Boden steht oder nicht.

Um die physikalischen Prozesse zu verstehen, die hierfür notwendig sind, werden im Folgenden die wichtigsten Begriffe und physikalischen Grundlagen erläutert, ehe sich mit dem konkreten Konzept eines kapazitiven Bodenkontaktensors detaillierter auseinandergesetzt wird.

## 3.2 Physikalische Grundlagen

### 3.2.1 Kondensator

Kondensatoren sind elektronische Bauteile mit der Fähigkeit, elektrische Ladung zu speichern. Sie bestehen aus zwei zueinander ausgerichteten, leitenden *Elektroden* und einem dazwischen befindlichen Isolator, dem sogenannten *Dielektrikum*. Fließt Strom innerhalb eines Schaltkreises, liegt am Kondensator eine Spannung an, welche im Kondensator als Energie gespeichert wird. Mit *Kapazität* wird allgemein die Energie beschrieben, die ein Kondensator pro Spannung in Form einer Ladung aufnehmen kann.

### 3.2.2 Dielektrika

*Leiter* - im Gegensatz zu *Isolatoren* - sind Materialien mit frei beweglichen Ladungsträgern, deren Transport durch das Medium allgemein als elektrischer Strom bezeichnet wird. Fließt ein solcher Strom innerhalb einer Schaltung, bilden sich an den Elektroden entgegen gesetzt wirkende Ladungen  $Q_+$  und  $Q_-$ ,

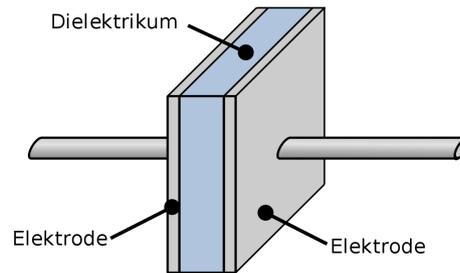


Abbildung 7: Prinzipdarstellung eines Plattenkondensators. Quelle: Wikipedia [https://de.wikipedia.org/wiki/Datei:Plate\\_Capacitor\\_DE.svg](https://de.wikipedia.org/wiki/Datei:Plate_Capacitor_DE.svg), Lizenz: Creative Commons.

die sich proportional zur anliegenden Spannung  $U$  verhalten. Für die Gesamtladung  $Q$  gilt mit Kapazität  $C$ :

$$Q = C \cdot U. \quad (1)$$

Aufgrund des Dielektrikums, das sich zwischen den Elektroden befindet und isolierend wirkt, können die frei beweglichen Ladungsträger nicht abtransport werden, weshalb die Ladungen  $Q_+$  und  $Q_-$  ein elektrisches Feld  $E$  mit Elektrodenabstand  $d$  erzeugen:

$$E = \frac{U}{d}. \quad (2)$$

Würde das Dielektrikum durch einen Leiter ersetzt, flössen die Ladungsträger ab und es könnte sich kein elektrisches Feld mehr bilden, das eine elektrische Ladung trüge (vgl. [16, S.12]). Die isolierende Wirkung des Dielektrikums spielt also eine wichtige Rolle im Wirkmechanismus eines Kondensators und ermöglicht erst die Speicherung elektrischer Energie.

### 3.2.3 Verschiebungs- und Orientierungspolarisation

Wirkt auf Isolatoren ein elektrisches Feld, kommt es im Material zu einer sog. dielektrischen Polarisation. In unpolaren Molekülen, wie z.B. Wasserstoff, liegen die Ladungsschwerpunkte im Molekülzentrum. Platziert man sie zwischen den Elektroden eines Kondensators, verschieben sich die Schwerpunkte entlang der elektrischen Feldrichtung, d.h. negative Schwerpunkte verschieben sich in Richtung der positiv geladenen Elektrode und umgekehrt. Man spricht in diesem Fall von einer *Verschiebungspolarisation*. Bei polaren Molekülen liegen die Ladungsschwerpunkte bereits getrennt vor, weshalb sich in einem elektrischen Feld lediglich die Orientierung der Schwerpunkte ändert und man somit von *Orientierungspolarisation* spricht. Auch hier orientieren sich die negativen

Schwerpunkte in Richtung der positiv geladenen Elektrode und umgekehrt. Aufgrund dieser Polarisation  $P$  kommt es zur Bildung eines zweiten, inneren elektrischen Felds  $E'$ , welches dem äußeren entgegenwirkt und für dessen Ladung gilt  $Q' < Q$ . Da die Orientierung von  $E'$  invertiert ist, verringert sich in Folge die elektrische Feldstärke von  $E$ :

$$|E| = \frac{1}{\varepsilon_0} \left( \frac{Q}{A} - |P| \right), \quad (3)$$

woraus folgt, dass

$$Q = A (E \cdot \varepsilon_0 + |P|), \quad (4)$$

mit  $\varepsilon_0$  als elektrischer Feldkonstante und Elektrodenfläche  $A$  (vgl. [16, S.12f]). Der resultierende Effekt der Polarisation ist eine Kapazitätssteigerung bei gleicher Spannung, die umso größer ausfällt, je stärker das Dielektrikum polarisiert ist.

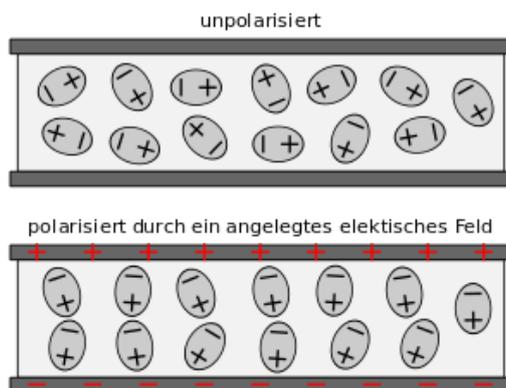


Abbildung 8: Dipole eines unpolarisierten (oben) und eines polarisierten Dielektrikums (unten). Quelle: Wikipedia [https://de.wikipedia.org/wiki/Datei:Dipole\\_im\\_elektrischen\\_Feld.svg](https://de.wikipedia.org/wiki/Datei:Dipole_im_elektrischen_Feld.svg), gemeinfrei.

### 3.2.4 Permittivität

Die Polarisationsfähigkeit bestimmt also maßgeblich den kapazitiven Zugewinn und ist ihrerseits abhängig vom verwendeten Material und seiner sog. *Permittivität* – auch *dielektrische Funktion* genannt. Für polarisierende Materialien ist sie ein Maß für die Durchlässigkeit elektrischer Felder, d.h. wie sehr sich das im Dielektrikum bildende Feld auf das äußere auswirkt. Je größer die Permittivität eines Materials dabei ist, desto stärker polarisiert es. Die Permittivität ist

definiert als das Produkt der relativen Permittivität  $\varepsilon_r$  und der des Vakuums (die elektrische Feldkonstante  $\varepsilon_0$ ):

$$\varepsilon = \varepsilon_r \cdot \varepsilon_0. \quad (5)$$

Die Polarisierung eines Materials lässt sich dann beschreiben mit

$$P = (\varepsilon_r - 1) \varepsilon_0 E \quad (6)$$

und verhält sich somit proportional zur elektrischen Feldstärke.

Material	$\varepsilon_r$	Material	$\varepsilon_r$
Vakuum	1.0	Luft	1.00059
Paraffin	2.2	Gummi	2.5 - 3
Epoxidharz	4.3 - 5.4	Glas	6 - 8
Wasser (20°C)	80	Eis (0° bis -50°C)	90 - 150

Tabelle 1: Relative Permittivität ausgewählter Materialien bei 18°C und 50Hz.  
Quelle: [17].

### 3.2.5 Kapazität

Die Kapazität eines Kondensators stellt eine konstante Größe dar und ist ein Maß für die Energie, die ein Kondensator in Form von elektrischer Ladung aufnehmen kann. Sie wird beschrieben durch die Gleichung:

$$C = \frac{Q}{U}. \quad (7)$$

Da die elektrische Ladung überdies abhängig ist von der Polarisationsfähigkeit des verwendeten Dielektrikums, wird ferner die Kapazität auch über die relative Permittivität bestimmt. Die Kapazität eines Plattenkondensators mit Elektrodenfläche  $A$  und homogenem elektrischen Feld berechnet sich dann mit:

$$C = \varepsilon_r \varepsilon_0 \cdot \frac{A}{d}. \quad (8)$$

Die Kapazität verhält sich somit proportional zur relativen Permittivität des Dielektrikums mit Faktor  $\varepsilon_r$ .<sup>5</sup>

<sup>5</sup>Dies gilt nicht für Dielektrika mit nicht-linearem Verhalten. Da diese Stoffe jedoch vorwiegend in der Lasertechnik eingesetzt werden, seien sie im Rahmen dieser Arbeit vernachlässigt (vgl. [16, S.13]).

### 3.3 Konzepte kapazitiver Sensoren

Wie aus Formel (8) ersichtlich wird, lässt sich die Kapazität eines Kondensators in dreierlei Hinsicht faktorisieren: über den Abstand der Elektroden  $d$ , die relative Permittivität des Dielektrikums  $\varepsilon_r$  und die Elektrodenfläche  $A$ . Kapazitive Sensoren setzen genau in diesen Punkten an, um sie in einen Messprozess zu überführen.

#### 3.3.1 Elektrodenabstand

Ein simples und verbreitetes Konzept eines kapazitiven Sensors ist es, die Umwelt auf die Orientierung der Elektroden wirken zu lassen. Diese *Disposition* der Elektroden führt zu einer Veränderung des Elektrodenabstands und damit der Kapazität, die sich im Messprozess niederschlägt. Auf die Elektroden wirkt eine Kraft, die sie entlang ihrer Orientierungsrichtung im Raum bewegt und eine umgekehrt proportionale Veränderung der Kapazität verursacht. Aus den Informationen zuvor gemessener Werte lässt sich dann das Verhältnis von Kraft zu Kapazität bestimmen und auf verhältnismäßig einfache Weise der aktuelle Zustand feststellen. Häufig findet sich dieses Prinzip in der Medizintechnik oder in kapazitiven Kraftsensoren wieder.

#### 3.3.2 Permittivität des Dielektrikums

Ein weiteres Konzept berücksichtigt Veränderungen im Dielektrikum und der Permittivität. Wechselnde Umweltbedingungen führen zu Abweichungen in der Permittivität und verursachen auf diese Weise eine Veränderung der Kapazität. Beispiele sind kapazitive Feuchtesensoren, die den Anstieg der Luftfeuchtigkeit registrieren und aufgrund erhöhter Permittivität eine größere Kapazität messen (vgl. Tabelle 1). Über das zuvor bestimmte Verhältnis von Permittivität zu Kapazität lässt sich auch in diesem Fall eine Aussage über den Zustand der aktuell gemessenenen Werte treffen.

#### 3.3.3 Kondensatorfläche

Das dritte Konzept schließlich nutzt mechanische Veränderungen der Kondensatorfläche, etwa durch äußeren Krafteinfluss, um Variationen der Kapazität zu erzeugen. Wie zuvor auch lässt sich dann nach Bestimmung des Verhältnisses von Fläche zu Kapazität eine Aussage über den Ist-Zustand treffen.

Die vom Sensor gemessene Kapazität dient also als mittelbares Abbild der Umwelt und als technische Grundlage, die herrschenden Bedingungen der be-

obachteten Umwelt entsprechend zu bestimmen. Wie gesehen, bedarf es hierfür einer *zuvor* durchgeführten Bestimmung der Beziehung zwischen Umwelteinfluss und Kapazität, um die gemessenen Werte zuverlässig interpretieren zu können. Zugleich ermöglichen die Konzepte eine teils sehr direkte Einbindung des Sensors in die Umwelt, was sich unter Umständen positiv auf den Messprozess auswirkt.

### 3.3.4 Kapazitive Sensoren in der Robotik

In der Robotik werden kapazitive Lösungen in diversen Bereichen eingesetzt. In [15] stellen Zhu und Spronck einen kapazitiven Tastsensor für das zuverlässige Ergreifen von Objekten vor. Die Herausforderung besteht hierbei, die Kraft so zu bestimmen, dass das zu greifende Objekt weder beschädigt, noch fallen gelassen wird. Der hierfür entwickelte Tastsensor berechnet die beim Greifen jeweils auftretenden Scher- und Normalkräfte und schützt das Objekt somit vor Beschädigungen. Andere Arbeiten zu diesem Thema sind in [18] zusammengefasst.

Ferner beschreiben Hoshi und Shinoda in [19] die Konstruktion einer Druck sensitiven Roboter-Haut, bestehend aus mehreren Schaumstofflagen mit dazwischen liegenden Leitern. Wird der Schaumstoff bei Belastung komprimiert, verändert sich die Kapazität zwischen den leitenden Schichten, wodurch die Größe des Drucks bestimmt werden kann.

Kapazitive Sensoren finden sich ebenfalls im Nao-Roboter, der sowohl im Kopf, als auch in den Handflächen je drei Sensoren verbaut hat, die vornehmlich als Kontaktsensoren eingesetzt werden (vgl. [20]). Andere Bereiche, in denen kapazitive Sensoren eingesetzt werden, sind Abstandsmessungen, Erkennen von Oberflächencharakteristika wie z.B. Kanten oder auch Qualitätssteigerung der Sicherheit in Roboter betriebenen Arbeitsumgebungen (vgl. [21]).

## 3.4 Konzept einer kapazitiven Bodenkontaktsensorik

### 3.4.1 Aufbau & Methodik

Das in dieser Arbeit vorgestellte Konzept eines kapazitiven Bodenkontaktsensors orientiert sich vornehmlich an den in Kap. 3.3.1 und 3.3.2 genannten Ideen: Roboterfuß und Untergrund bilden einen gemeinsamen Kondensator, dessen Dielektrikum durch Heben und Senken des Fußes zwischen Luft und Boden oszilliert. Mit dem Dielektrikum wechselt auch seine Permittivität, wodurch die Kapazität des Kondensators entsprechend mit der Position des Fußes variiert. Da Fuß und Untergrund jedoch elektrisch nicht miteinander verbunden

sind, beziehen sich die dort entstehenden Ladungen nicht auf dasselbe Spannungsniveau. An dieser Stelle kann daher nur im konzeptionellen Sinne von Kapazität die Rede sein. Viel eher kommt es zur Beobachtung unterschiedlicher Polarisationsmomente, die aufgrund des proportionalen Verhältnisses von Polarisation zu Permittivität jedoch eine vergleichbare Wirkung entfalten. Je näher der Fuß dem Boden ist, desto stärker polarisiert das Dielektrikum<sup>6</sup> und desto größer ist die gemessene Kapazität. Um die Position des Fußes zu bestimmen - am Boden oder in der Luft -, führt der Sensor kontinuierlich Messungen durch, für die eine an der Unterseite des Fußes angebrachte Sensorplatte positiv aufgeladen wird. Die sich dort ansammelnden Ladungsträger erzeugen ein elektrisches Feld, das im Dielektrikum eine Polarisation verursacht und je nach Größe der relativen Permittivität geschwächt wird. Befindet sich der Fuß zum Zeitpunkt der Messung in der Luft, fällt aufgrund der niedrigeren Permittivität auch die beobachtete Kapazität geringer aus. Steht der Fuß hingegen im Kontakt mit dem Boden, ist aufgrund der erhöhten Permittivität auch ein größerer Messwert zu erwarten.

Als Sensorplatte eignen sich vorzugsweise Materialien mit guter Leitfähigkeit, wie z.B. dünne Kupferfolie, die eine größere Menge an Ladungsträgern halten können und dadurch bessere Rauscheigenschaften besitzen. Da die Platte das einzige Bauteil ist, das mechanischem Stress ausgesetzt wird und auch gegenüber stärkeren Verformungen unempfindlich ist, wird der hohe Verschleiß vorangegangener Lösungen erfolgreich vermieden. Aufwändige Reparaturen werden somit hinfällig.

### 3.4.2 Probleme

Trotz seiner mechanischen Vorzüge birgt der kapazitive Ansatz auch Nachteile: Jedes Material besitzt eine eigene relative Permittivität, die sich teils stark von anderen Materialien unterscheidet. Die Funktionstüchtigkeit des Sensors ist ferner in hohem Maße von diesen Werten abhängig, woraus sich eine Reihe von Forderungen an die Umwelt anschließt, die das Konzept erst praktikabel machen: 1.) Die Verteilung der Permittivität muss über die gesamte Fläche, auf der sich der Roboter bewegt, möglichst homogen sein. Sie sollte sich also nicht innerhalb weniger  $\text{m}^2$  derart unterscheiden, dass es zu merklichen Abweichungen in der gemessenen Kapazität kommt. 2.) Das Polarisationsmoment des Bodens muss sich ausreichend von dem der Luft unterscheiden. Anderenfalls ist eine Schätzung wenig plausibel. Und 3.) muss die Möglichkeit bestehen, dem Sensor das Polarisationsverhalten des Bodens, sowie der Luft im Vorfeld bekannt zu machen. Wie zu sehen, verliert das Sensorkonzept neben den mechanischen Defiziten auch jene Unabhängigkeit, die frühere Lösungen trotz der

---

<sup>6</sup>Feststoffe besitzen im Allgemeinen eine höhere Permittivität als Luft.

Defizite ihrerseits aufweisen konnten.

Ein weiteres Problem deutete sich bereits in Kap. 3.3 an. Entgegen dem im deutschen Sprachgebrauch anzutreffenden Begriff *Dielektrizitätskonstante* handelt es sich bei der Permittivität nicht um eine Konstante, sondern um eine Funktion (vgl. [16, S.13]). So sind bei Veränderungen der Luftfeuchtigkeit Abweichungen in den gemessenen Werten zu erwarten, die vom Sensor richtig behandelt werden müssen. Aber auch Feststoffe unterliegen einem potentiellen Driftverhalten, das die Sensorergebnisse stark beeinflussen kann. Eine initiale Kalibrierung des Sensors mag somit nicht genügen, um während der gesamten Laufzeit zuverlässig zwischen Boden und Luft unterscheiden zu können. Es bedarf daher einer zusätzlichen Möglichkeit, den Sensor dynamisch an die jeweils aktuellen Bedingungen anzupassen.

Die genannten Punkte wiegen bzgl. der Praktikabilität des Sensorkonzepts schwer. Heterogene Böden und schwankende Umweltbedingungen mit starkem Driftverhalten lassen einen Einsatz in einer unkontrollierten Umgebung unwahrscheinlich erscheinen. Für die weitere Umsetzung des Konzepts wird im Folgenden daher zunächst von einer kontrollierten Umgebung - dem Spielfeld - ausgegangen, in der die zuvor genannten Forderungen erfüllt sind und sich Veränderungen in einem Maße vollziehen, das dem Sensor ausreichend Zeit zum Reagieren bietet. Anschließend werden Szenarien betrachtet, in denen das vorgestellte Konzept aufgrund fehlender Zusagen an seine Grenzen stoßen könnte (siehe Kap. 6.4).

## 4 Das Schätzproblem

### 4.1 Warum schätzen?

Messungen, die mehrere Zustände in der Wirklichkeit beschreiben, sind erfahrungsgemäß rauschbehaftet. Das bedeutet insbesondere, dass sich Werte ein und desselben Zustands in großem Maße voneinander unterscheiden können. Möchte man größere Mengen solcher Messungen zur Grundlage einer Zustandsschätzung nutzen, stellt sich unweigerlich die Frage, welche Werte man welchem Zustand zuordnet. Gesucht wird also ein Verfahren, welches ermöglicht, beliebigen Werten eines gegebenen Datensatzes unter der Voraussetzung, dass die konkrete Herkunft der Daten<sup>7</sup> unbekannt ist, ihren wahrscheinlichsten Zustand zuzuordnen.

### 4.2 Mixture Model

Als Grundlage eines solchen Verfahrens kennt die Statistik das sogenannte *Mixture Model*, welches unter der Annahme der Existenz  $k$  vieler Zustände die Verteilungen zuvor beobachteter Werte in  $k$  viele Komponenten  $J_1, \dots, J_k$  zusammenfasst. Jede Komponente des Modells entspricht dabei einem Zustand der Wirklichkeit und besteht aus einer Parametermenge  $\theta$  und einer Zufallsvariable  $X$ , deren Verteilung durch die Wahrscheinlichkeitsdichte  $f(x|\theta)$  bestimmt ist. Die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Wert  $x$  einer Komponente  $J$  zugeordnet wird, beträgt dann:

$$Pr(X = x|J = j) = f(x|\theta_j) \quad (9)$$

(vgl. [22, S.3]). Der Anteil der  $j$ -ten Komponente an der Gesamtzahl aller beobachteten Werte sei  $\pi_j$  mit  $\sum_{i=1}^k \pi_i = 1$  und als *Gewicht* der  $j$ -ten Komponente bezeichnet. Die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Wert aus der  $j$ -ten Komponente stammt, beträgt für zufällig verteilte Werte dann:

$$Pr(J = j) = \pi_j. \quad (10)$$

Für die Wahrscheinlichkeit der Zufallsvariablen  $(X_i, J_i)$  ( $i = 1, \dots, k$ ) folgt schließlich

$$\begin{aligned} Pr(X = x, J = j) &= Pr(X = x|J = j) \cdot Pr(J = j) \\ &= f(x|\theta_j) \cdot \pi_j \end{aligned} \quad (11)$$

(vgl. [22, S.3]).

---

<sup>7</sup>D.h., welcher Wert welchem Zustand entspringt.

Ist die Zuordnung zwischen beobachtetem Wert und Komponente unbekannt, betrachtet man also lediglich die Werte der Zufallsvariablen  $X_1, \dots, X_n$ , ergibt sich die Wahrscheinlichkeit, mit der ein solcher Wert *tatsächlich* beobachtet wird, aus der sogenannten "mixture density" ([22, S.3]):

$$\begin{aligned} g(x) &= \sum Pr(X = x | J = j) \cdot Pr(J = j) \\ &= \sum f(x | \theta_j) \cdot \pi_j \end{aligned} \quad (12)$$

### 4.3 Gaussian Mixture Model

Bezieht man das Modell auf eindimensionale, gaußsche Verteilungen, lässt sich für jede Komponente  $J$  ihre Parametermenge  $\theta$  mit dem Erwartungswert  $\mu$  und der Varianz  $\sigma^2 > 0$  (Quadrat der Standardabweichung) beschreiben. Für eine Komponente  $J$  gilt dann:

$$\theta = \begin{pmatrix} \mu \\ \sigma^2 \end{pmatrix}. \quad (13)$$

Als Wahrscheinlichkeitsmaß der Komponenten ergibt sich ferner die Dichtefunktion der gaußschen Normalverteilung  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  mit:

$$f(x | \theta) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x - \mu}{\sigma} \right)^2} \quad (14)$$

(vgl. [23, S.24]).

Da anzunehmen ist, dass das Rauschen der gemessenen Werte zufällig und normalverteilt ist, lässt sich auch die in dieser Arbeit beschriebene Problemstellung mit einem *Gaussian Mixture Model* modellieren. Die Menge der möglichen Zustände entspricht also den Positionen, in denen sich der Fuß befinden kann, und ist vereinfachend definiert als Boden und Nicht-Boden mit den entsprechend herzuleitenden Komponenten  $J_{gnd}, J_{notGnd}$ . Die Parametermenge  $\theta_j$  einer Komponente besteht analog aus dem Erwartungswert  $\mu_j$ , also dem Wert eines Zustands mit der höchsten Wahrscheinlichkeit, und der Varianz  $\sigma_j^2$  als ein Streuungsmaß der Verteilung und somit Abbild des physikalischen Rauschens. Hierbei gilt, je mehr ein Zustand rauscht, desto größer ist auch die Varianz seiner Komponente.

### 4.4 Klassifikatoren

Aufbauend auf einem Gaussian Mixture Model lassen sich nun Klassifikatoren zur Schätzung beobachteter Werte unbekannter Herkunft einführen. Ein Klassifikator  $\mathcal{K}$  umfasst analog zu einer Komponente  $J$  einen Erwartungswert  $\mu$ ,

eine Varianz  $\sigma^2$ , sowie die gaußsche Dichtefunktion  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  zur Beschreibung der Wahrscheinlichkeitsverteilung.

Zum Aufbau eines Klassifikators wird eine  $n$ -elementige, zufällig bestimmte Datenmenge  $M$  mit klar definierter Herkunft verwendet, die für den Anwendungsfall in einem Kalibrierungsschritt zur Verfügung gestellt wird. Auf diese Weise wird jedem Zustand genau ein Klassifikator zugeordnet. Der Erwartungswert  $\mu$  errechnet sich mit:

$$\mu = \sum_{x \in M} x \cdot Pr(X = x). \quad (15)$$

Für die Varianz  $\sigma^2$  gilt entsprechend:

$$\sigma^2 = \sum_{x \in M} (x - \mu)^2 \cdot Pr(X = x), \quad (16)$$

wobei jeweils

$$Pr(X = x) = 1/n. \quad (17)$$

Für einen unbekanntem Wert  $x$  kann ein Klassifikator  $\mathcal{K}$  anschließend über die Dichtefunktion die Wahrscheinlichkeit  $\psi$  berechnen, mit der  $x$  dem  $\mathcal{K}$  zugehörigen Zustand entspricht - hier vereinfachend *Score* genannt. Zur Klassifikation von  $x$  betrachtet man schließlich den größten, von allen Klassifikatoren berechneten Score und ordnet ihm diesem Zustand zu. Es sei dann von einer *positiven* Klassifizierung die Rede.

#### 4.4.1 Minimalscore

Da es sich bei der gaußschen Dichtefunktion um eine kontinuierliche Funktion handelt, erfolgt durch das Mixture Model eine Aufteilung des gesamten Definitionsbereichs in sich überlappende Komponenten. Dies ist aus unterschiedlichen Gründen nicht immer wünschenswert. Zwar wird der Score eines Samples mit Wert  $x$  und wachsendem Abstand zum Erwartungswert  $\mu$  beliebig klein, wodurch eine Klassifizierung über Vergleiche anderer Klassifikatoren weiterhin erfolgen kann. Die Frage ist jedoch, ob dies im Sinne des Modells ist, wenn die Abbildung eines Zustands beliebig weit getrieben werden kann. So könnten beispielsweise durch Messfehler Werte zustande kommen, die derart von den Erwartungswerten der Klassifikatoren abweichen, dass sich ihre Scores beliebig annähern. Eine Klassifizierung des Samples ist auf dieser Grundlage jedoch nicht zielführend und sollte wenn möglich vermieden werden. Um die Zustände daher in diskrete Teilräume abzubilden, werden die Klassifikatoren um einen weiteren Parameter, den sogenannten Minimalscore  $\psi_{min}$ , erweitert.

Der Minimalscore  $\psi_{min}$  beschreibt eine untere Schranke für die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Sample von einem Klassifikator positiv klassifiziert werden kann.  $\psi_{min}$  ist also ein künstlich eingeführter Grenzwert, um die ansonsten kontinuierliche Wahrscheinlichkeitsdichte einer Komponente in einen diskreten Teilraum abzubilden. Er ist für einen Klassifikator  $\mathcal{K}$  mit Parametermenge  $\theta$  und Trainingsmenge  $M$  wie folgt definiert:

$$\psi_{min} = \min \{f(x|\theta) \mid x \in M\}. \quad (18)$$

#### 4.4.2 Klassifizierung

Mit Einführung des Minimalscores werden die kontinuierlichen Wahrscheinlichkeitsdichten des statistischen Modells in diskrete Teilbereiche gezwungen. Das theoretische Modell bekommt somit klar definierte Grenzen gesteckt, in denen sich der Wert eines Samples befinden muss, um einem Zustand zugeordnet werden zu können. Die vormals auf der Gewichtung der kontinuierlichen Wahrscheinlichkeitsdichten beruhende Klassifizierung wird also überführt in einen Prozess, in dem es möglich ist, dass bestimmte Samples keinem Zustand oder, wenn sich die Minimalscores mehrerer Klassifikatoren entsprechend überlappen, mehreren Zuständen zugeordnet werden. Daraus resultieren drei mögliche Situationen:

- a) Ein Sample wird von genau einem Klassifikator positiv klassifiziert.
- b) Ein Sample wird von mehreren Klassifikatoren positiv klassifiziert.
- c) Ein Sample wird von gar keinem Klassifikator positiv klassifiziert.

Der Idealfall ist in a) gegeben, b) und c) hingegen beschreiben Fälle, die je nach Anwendungszweck unterschiedliche Designentscheidungen zur Folge haben können. Möchte man eine eindeutige Klassifizierung erzwingen, lässt sich diese weiterhin über die Gewichtung der Wahrscheinlichkeitsdichten herbeiführen. Eine andere Möglichkeit bestünde darin, das Sample aufgrund von Unentscheidbarkeit unbeachtet zu lassen. Da dies jedoch eine Frage des Anwendungsfalls und keine des theoretischen Modells ist, sei sie an dieser Stelle unbeantwortet.

#### 4.4.3 Dynamisches Neutrainieren

Wie in Kap. 3.2 beschrieben sind die vom Sensor zu messenden Werte u.a. von der Permittivität des Dielektrikums abhängig. Da diese nicht konstant ist und sich über die Zeit potentiell verändert, kann es zu einem Driftverhalten der gemessenen Werte kommen, wodurch das zugrunde liegende Mo-

dell unter Umständen keine korrekte Abbildung der Wirklichkeit mehr darstellt. Insbesondere böte ein Anstieg der Luftfeuchtigkeit ( $\varepsilon_{r, Luft} \approx 1$  zu  $\varepsilon_{r, Wasser} \approx 80$ ) eine Möglichkeit zur Entstehung eines kurzfristigen Drifts, der die Zuverlässigkeit des Klassifikators erheblich beeinflussen würde. Als weitere, potentielle Driftquellen ließen sich nennen: Temperaturschwankungen, elektromagnetische Störungen und vergleichbare Umwelteinflüsse, die allesamt zu berücksichtigen sind.

Die Idee zur Lösung des Problems ist eine zur Laufzeit durchgeführte Aktualisierung der Klassifikatoren mit geeigneten Werten. Hierzu wird für einen Klassifikator  $\mathcal{K}_i$  zunächst eine Trainingsmenge aktuell gemessener Samples aufgebaut, die als Grundlage eines neuen Klassifikators  $\mathcal{K}_{i+1}$  dient. Ziel ist anschließend ein resultierender Klassifikator  $\mathcal{K}_r$ , dessen Parametermenge  $\theta_r$  einer geeigneten Gewichtung der Parametermengen der Klassifikatoren  $\mathcal{K}_i$  und  $\mathcal{K}_{i+1}$  entspricht.

**Erwartungswert  $\mu_r$**  Die Varianz eines Klassifikators ist eine Abbildung des Rauschverhaltens seines Zustands. Eine kleine Varianz bedeutet dementsprechend eine große Sicherheit bezüglich der Zuordnung eines Samples und umgekehrt. Betrachtet man zwei Klassifikatoren mit unterschiedlich großen Varianzen, ist die geringere Varianz ein Indiz für einen rauschärmeren Zustand und somit einer größeren Sicherheit. Für die geeignete Gewichtung zweier Erwartungswerte  $\mu_i, \mu_{i+1}$  eignen sich die dazugehörigen Varianzen  $\sigma_i^2, \sigma_{i+1}^2$  also als ein direktes Maß zur Bestimmung des resultierenden Erwartungswerts  $\mu_r$ . Konkret bedeutet dies, dass der Erwartungswert mit der geringeren Varianz am höchsten gewichtet werden sollte. Als Formel ergibt sich u.a.:

$$\mu_r = \mu_i \cdot \left( \frac{\rho_{i+1}}{\rho_i + \rho_{i+1}} \right) + \mu_{i+1} \cdot \left( \frac{\rho_i}{\rho_i + \rho_{i+1}} \right) \quad (19)$$

mit

$$\begin{aligned} \rho_i &= \sigma_i^2 \cdot p \\ \rho_{i+1} &= \sigma_{i+1}^2 \cdot (1 - p) \end{aligned} \quad (20)$$

und einem frei wählbaren Parameter  $p \in \mathbb{R}[0, 1]$ , der als eine Art Konfidenzmaß bestimmt, wie sehr den neuen Daten *vertraut* wird. Je größer  $p$  gewählt wird, desto konservativer verhält sich die Aktualisierung und desto geringer ist der Einfluss der neuen Daten auf den resultierenden Erwartungswert.

**Varianz  $\sigma_r^2$**  Die Gewichtung der Varianz erfolgt in argumentativ gleicher Weise. Je größer der quadratische Abstand zwischen  $\mu_i$  und  $\mu_{i+1}$  ist, desto größer

wird die Unsicherheit bzgl. der Zuordnung eines Samples. Für die Varianz bedeutet dies, dass auch sie sich vergrößern muss. Der Aktualisierungsschritt der Varianz sieht dann wie folgt aus:

$$\sigma_r^2 = 2 \left( \left( \frac{1}{\sigma_i^2} + \frac{1}{\sigma_{i+1}^2} \right)^{-1} + q \cdot (\mu_i - \mu_{i+1})^2 \right) \quad (21)$$

mit einem frei bestimmbar Parameter  $q \in \mathbb{R}[0, 1]$ , der analog zu  $p$  den Einfluss der neuen Werte auf die resultierende Varianz regelt. Wird ein großes  $q$  gewählt, erweitert sich die Varianz in größerem Maße, wird also breiter, und umgekehrt, sofern die Abstände der Erwartungswerte nur groß genug sind.

**Minimalscore  $\psi_{min,r}$**  Im Gegensatz zum Erwartungswert und zur Varianz handelt es sich beim Minimalscore um einen künstlich eingeführten Parameter ohne direkte Bindung zum theoretischen Modell, der lediglich dem am weitesten gestreuten Sample entspricht, der zum Aufbau eines Klassifikators genutzt wurde. Da dieser zufällig ist, kann prinzipiell nicht ausgeschlossen werden, dass Samples desselben Zustands geringere Scores aufweisen. Durch eine ausreichend große Dimensionierung der Aufbaumenge ist die Wahrscheinlichkeit hierfür zwar beliebig gering, was in der Sache jedoch nichts ändert. In jedem Fall ist Frage, wie  $\psi_{min,r}$  geeignet zu wählen ist, keine, deren Lösung sich aus Betrachtungen des theoretischen Modells ergibt. Er sei daher definiert als:

$$\psi_{min,r} = \psi_{min,i+1}, \quad (22)$$

was sich in Testergebnissen als zuverlässiges Maß herausstellte.

## 4.5 Methodische Grenzen

Abschließend sei ein kurzer Blick auf die methodischen Grenzen des vorgestellten Modells geworfen: Liegen zwei Komponenten  $J_1, J_2$  derart dicht beieinander, dass für die Differenz ihrer Erwartungswerte  $\mu_1, \mu_2$  und Standardabweichungen  $\sigma_1, \sigma_2$  gilt:

$$|\mu_2 - \mu_1| < \min \{ \sigma_1, \sigma_2 \} \cdot 0.674, \quad (23)$$

(vgl. [24]) liegen die Erwartungswerte der Komponenten innerhalb 50% der Fläche der kleinsten Standardabweichung. Das bedeutet, dass in weniger als der Hälfte aller Fälle, ein Sample eindeutig einer Komponente zuzuordnen ist, weshalb eine Schätzung in diesem Fall nicht mehr plausibel erscheint. Praktisch betrachtet bedeutet dies für die hier behandelte Problemstellung, dass,

wenn das Rauschen eines Zustands größer als der Abstand benachbarter Erwartungswerte ist, das Modell nicht mehr in der Lage ist, die wirklichen Zustände zuverlässig voneinander zu trennen.

## 5 Hardware und Sensorkonstruktion

Die Hauptaufgabe der Hardware besteht darin, die nötigen Informationen bereitzustellen, auf deren Grundlage die Klassifikatoren den aktuellen Zustand des Fußes schätzen können: die Kapazität eines Kondensators, dessen Elektroden sich aus dem Fuß des Roboters und dem Spieluntergrund zusammensetzen und dessen Dielektrikum zwischen Luft und Boden oszilliert.

### 5.1 Boarddesign

Für die Messungen wurde ein  $2.5 \times 3.5$ cm großes Sensorboard entwickelt (siehe Abb. 9). Zentrale Recheneinheit ist ein STM32F051-Mikrocontroller der Firma STMicroelectronics. Der Chip besitzt einen 32-Bit ARM Cortex-M0 Prozessor mit bis zu 48MHz und einer Versorgungsspannung von ca. 3.3V. Das Board erlaubt das Anschließen von bis zu vier Sensorplatten, die jeweils an der Unterseite des Fußes angebracht werden können. Per serieller Schnittstelle (RS485) erfolgt die Datenanbindung des Sensors an das Motorboard, welches die Integration der Sensordaten in das FHumanoid-Framework ermöglicht. Um den elektromagnetischen Einfluss des Boards auf die Messungen möglichst gering zu halten, wurde die Massefläche um die Verbindung der Sensorplatten zum Board herum ausgespart. Weitere Bauteile umfassen einen Spannungsregler, zwei Status-LEDs und einen Transceiver zur Kommunikation per seriellen Protokoll.

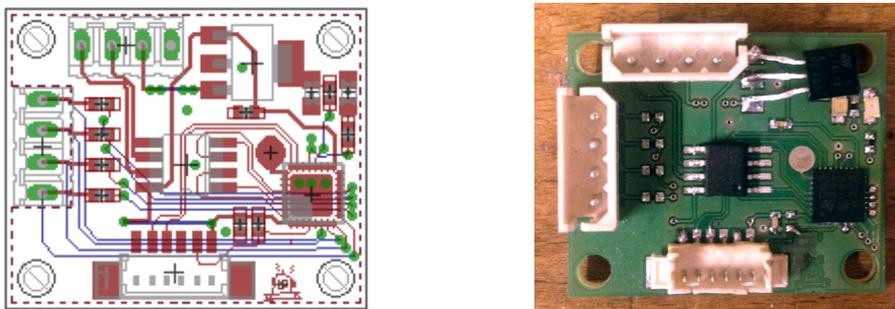


Abbildung 9: Boarddesign (links) und fertiges Sensorboard (rechts).

### 5.2 Schaltung

Die Kapazität eines kapazitiven Sensors lässt sich auf unterschiedliche Weise messen. Mehrere solcher Lösungen sind in [25] und [26] beschrieben und lassen sich grob in a) frequenzbasierte und b) zeitbasierte Ansätze aufteilen. Erstere

beobachten u.a. Veränderungen der Impedanz durch Vergleich der Stromaufnahme mit einem bekannten Referenzstrom. Zeitbasierte Ansätze hingegen messen im Allgemeinen die Dauer von Ladezyklen, d.h. die Zeit, die vergeht, bis ein Kondensator vollständig aufgeladen und wieder entladen wurde.



Abbildung 10: Über den Output-Pin eines Mikrocontrollers wird die Sensorplatte positiv aufgeladen. Erst bei ausreichender Ladung wird die Spannung am Input-Pin als logisch HIGH interpretiert, so dass der Timer des Mikrocontrollers gestoppt wird. Ein hochohmiger Widerstand begrenzt den Strom, um größere Zeitdifferenzen zu ermöglichen.

Auch im Rahmen dieser Arbeit wurde ein zeitbasierter Ansatz gewählt. Anders als bei herkömmlichen kapazitiven Sensoren kann jedoch nicht die Ladung zwischen definierten Elektroden gemessen werden, sondern lediglich zwischen eigentlich völlig unbekanntem Größen. Der klassische Weg, einen Kondensator vollständig zu laden - bis kein Strom mehr fließt -, ist somit keine Option. Stattdessen musste eine Lösung gefunden werden, die die Ladung lediglich einer Elektrode berücksichtigt und das Polarisationsmoment allein auf dieser Basis zu bestimmen weiß. Der grundlegende Aufbau dieser Schaltung ist in Abb. 10 illustriert.

### 5.3 Messvorgang

Über einen Output-Pin des Mikrocontrollers wird die Sensorplatte positiv aufgeladen. Aufgrund der geringeren Arbeit, die aufgewandt werden muss, um die Elektronen in die Platte zu leiten, fließt der Strom zunächst zu dieser, ehe er bei ausreichender Ladung zum Input-Pin des Mikrocontrollers fließt. Je nach Kapazität, bzw. Polarisationsmoment der Sensorplatte steigt die Spannung am Input-Pin früher, bzw. später, was von einem Hardware-Timer gemessen werden kann, welcher zeitgleich mit Beginn der Ladung gestartet wird.

Die Kapazität der Sensorplatte wird also durch die Ticks des Timers beschrieben, die am Ende einer Messung im entsprechenden Zählregister stehen. Befindet sich der Fuß zum Zeitpunkt der Messung in der Luft, vergeht aufgrund der geringeren Permittivität weniger Zeit, bis der Strom am Input-Pin eintrifft. Steht er hingegen im Kontakt mit dem Boden, ist der Wert der Messung entsprechend größer.

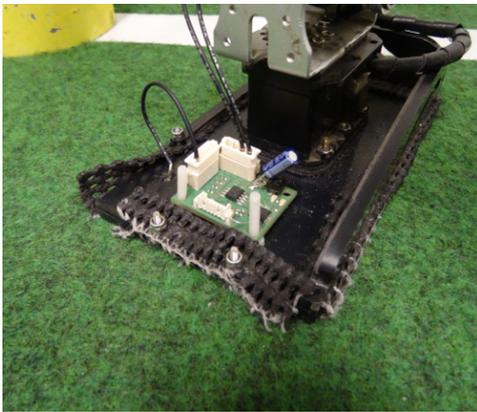


Abbildung 11: Montage am Fuß (links) und Sensorplatte (rechts).

## 6 Evaluation

Wie in Kap. 3.4 erörtert, sind die vom Sensor gemessenen Daten nicht von der Kraft des Auftretens, sondern von den Eigenschaften des Untergrunds abhängig. Ein Hauptaugenmerk dieses Kapitels wird es daher sein, das Sensorverhalten auf verschiedenen Untergründen aufzuzeigen, um darauf basierend die nötigen Schlüsse für eine eventuelle Praktikabilität des Sensorkonzepts ziehen zu können. Fragen von besonderem Interesse sind diesbezüglich solche nach Art der gemessenen Werte, ihrem Verhalten in Bezug zum Abstand vom Boden, potentiell Drift, sowie Langzeitverhalten.

### 6.1 Vorbetrachtungen

#### 6.1.1 Groundtruth-Daten

Bzgl. der Evaluation von Testdaten stellt sich die Frage, wie man den exakten Zeitpunkt definiert, zu dem der Roboter mit dem Fuß den Boden berührt. Was sich trivial anhört, entpuppt sich bei näherer Betrachtung als veritable Aufgabe. Problematisch können hierbei Elastizität des Bodens, eine unebene Fußplatte, ausgefranster Gummischutz (vgl. 11) oder welliger Teppichboden sein. Schnell befindet sich diese Diskussion unterhalb der 1mm-Marke, wo es aufgrund der beschriebenen Umstände sehr schwierig wird, zutreffende Aussagen zu erhalten. Vergleiche mit einem externen Referenzsignal – z.B. von Druckknöpfen oder Kameras – bergen Unsicherheiten wie ungenaue Montage, Bouncing-Effekte oder fehlerhafte Synchronisation.

Als sogenannte *Groundtruth*-Daten dienen daher Referenzsignale des Sensors, die kurz vor Durchführung einer Messreihe bei fest definierten Fußpositionen aufgenommen wurden und eine Orientierung bzgl. der Zuverlässigkeit der Sensorergebnisse ermöglichen. Auch wenn diese Lösung methodische Ungenauigkeiten enthält, soll sie aufgrund der genannten Probleme dem Rahmen dieser Arbeit genügen.

#### 6.1.2 Aufbaumengen der Klassifikatoren

Die Kalibrierung des Bodenklassifikators wird während der *Idle*-Position des Roboters durchgeführt, in der der Roboter mit beiden Füßen fest auf dem Boden steht. Da der gemessene Unterschied zur Luft nicht instantan erfolgt, sondern sich mit wachsendem Abstand zum Boden in etwa umgekehrt proportional verhält (vgl. Abb. 12), deckt der Bereich, der durch das Heben und Senken des

Fußes beschrieben wird, einen relativ großen Wertebereich ab. Um diesem Verhältnis gerecht zu werden, werden die Daten für den Nicht-Bodenklassifikator erst während des Laufens gesammelt. Sind für beide Klassifikatoren ausreichend Daten vorhanden, beginnt der Sensor mit der Klassifizierung.

### 6.1.3 Sensor-Belief vs. binäre Entscheidung

Um Missverständnissen bzgl. des Begriffs *Klassifikator* vorzubeugen, sei an dieser Stelle auf den Begriff *Sensor-Belief* eingegangen. Wie in Kap. 4.4 beschrieben, fällt ein Klassifikator für ein gegebenes Sample mit Wert  $x$  nur die Entscheidung bzgl. seines eigenen Zustands, nicht jedoch bzgl. der Frage, ob der Fuß im Kontakt mit dem Boden steht oder nicht. Wie gesehen, ist die Beantwortung dieser Frage per sé keine leichte und unter Umständen vom Anwendungsfall abhängig. In dieser Arbeit dient der Sensor-Belief daher als Grundlage einer binären Entscheidungsfindung, ohne diese dabei konkret herbeizuführen. Er ist eine Orientierung für Anwendungen, die oberhalb der Sensorebene differenzierter mit den vom Sensor produzierten Informationen umgehen wollen.

Für eine Messreihe  $M$  mit  $n$  Samples sei der Sensor-Belief  $\mathcal{S}$  definiert als die Anzahl der vom Bodenklassifikator positiv klassifizierten Samples:

$$\mathcal{S} = |\{x \mid f(x|\theta_{gnd}) > \psi_{min,gnd}, x \in M\}|. \quad (24)$$

Eine binäre Entscheidung könnte dann durch Festlegung eines Grenzwerts erfolgen, den der Sensor-Belief zu überschreiten hat, z.B.  $\lceil th \cdot n \rceil$  mit  $th \in \mathbb{R}[0, 1]$ . Der wesentliche Vorteil des Beliefs ist, dass neben der binären Information auch Unsicherheiten transportiert werden können. Ein Sensor-Belief von  $n$  ist eine wesentlich sichere Aussage bzgl. eines Zustands als beispielsweise  $n - 4$ .

## 6.2 Abstand zum Boden

Aus (8) folgt, dass die Kapazität u.a. abhängig vom Abstand der Elektroden zueinander ist. Abb. 12 zeigt die Ergebnisse von vier Abstandsmessungen für verschiedene Untergründe. Obwohl sich die Wertebereiche zwischen 0 - 2cm teils erheblich voneinander unterscheiden, ähneln sich ihre Verläufe überraschend. Das sehr feuchte Moos macht derweil deutlich, wie groß der Einfluss von Feuchtigkeit sein kann. Hingegen sind die Werte des Kunststoffteppichs, in etwa vergleichbar mit den Werten der Steinfliesen, deutlich enger gefasst, auch wenn sie sich im Gegensatz zur Holzplatte immer noch stark voneinander unterscheiden. Betrachtet man die Differenz zwischen 0 - 1cm, also den Abstand, in dem sich der Fuß vorwiegend zum Boden bewegt, scheint auf diesen Belägen eine Trennung der Zustände möglich.

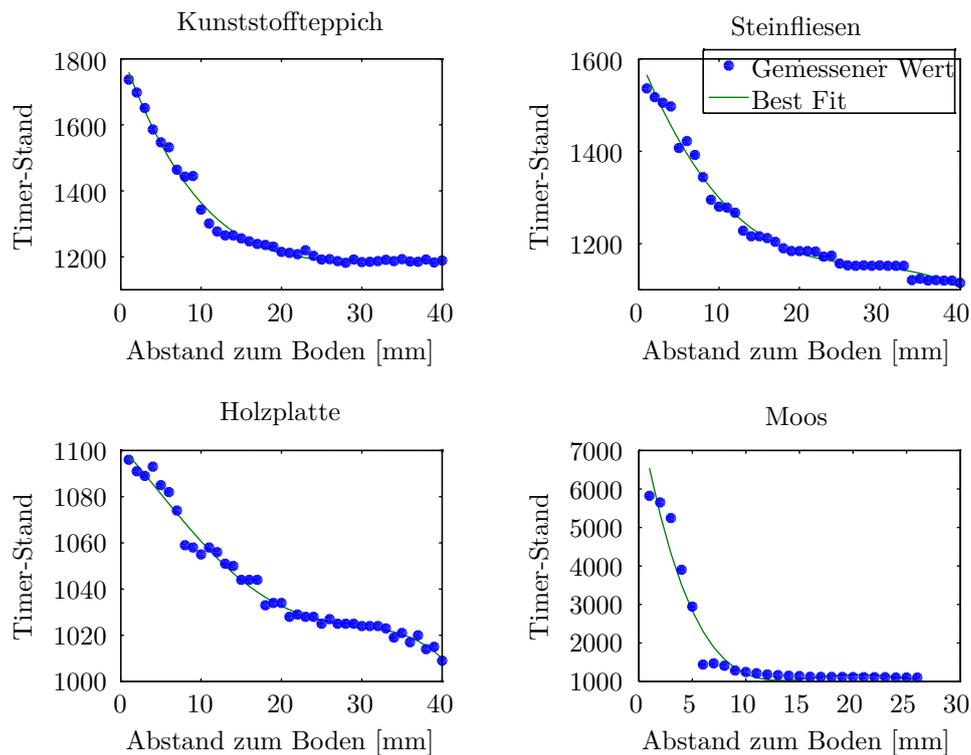


Abbildung 12: Gemessene Sensorwerte für unterschiedliche Böden.

### 6.3 Kontrollierte Umgebung: Spielfeld

Kap. 6.2 bestätigt die erwarteten Differenzen in den Messergebnissen, die teils deutlich ausfallen. Was im Fall des Teppichs und der Fliesen darauf hinweist, dass eine vernünftige Trennung praktikabel ist, scheint im Fall der Holzplatte diese Vermutung wieder zu zerstreuen. Wie bereits in Kap. 3.4 argumentiert beziehen sich die nachfolgenden Tests daher zunächst auf eine kontrollierte Umgebung - dem Spielfeld -, in der die wichtigsten Fragen bzgl. Sensorverhalten, potentieller Latenz und Langzeitperformance beleuchtet werden. Danach wird das Sensor-konzept in Umgebungen getragen, in denen die Annahmen, die bzgl. des Spielfelds gefordert wurden, nicht garantiert werden können.

**Testumgebung und -setup** Getestet wird auf einer ca.  $6 \times 4\text{m}$  großen, mit Kunststoffs Teppich ausgelegten Fläche in einem gängigen Büroraum. Als Sensorplatte kommt, sofern nicht anders angegeben, eine 1mm dicke und ca.  $58\text{cm}^2$  große Kupferfolie zum Einsatz. Alle Tests erfolgen bei normaler Raumtempe-

ratur von ca. 22°C.

### 6.3.1 Sensorverhalten

Abb. 13 illustriert das Sensorverhalten während einer viersekündigen Laufsequenz. Die in blau eingezeichneten Durchschnittswerte der Messreihen lassen die Schrittfrequenz klar erkennen. Aufgrund des relativ großen Wertebereichs fällt eine Trennung der Zustände nicht weiter schwer. Die leichten Bögen und Peaks während, bzw. kurz nach Beginn einer Bodenphase lassen sich einerseits auf seitliche Abrollbewegungen des Fußes, andererseits auf kurzfristiges Einsinken in den Teppich zurückführen. Der in rot eingezeichnete Beispielthreshold einer Status-LED wurde für  $n = 10$ ,  $th = 0.7$  definiert, d.h. ein Sensor-Belief  $> 7$  lässt die LED aufleuchten und deutet damit als *eine* mögliche Interpretation den Kontakt zum Boden an.

### 6.3.2 Performanz & Latenz

Der Flaschenhals einer Messreihe sind ihre Einzelmessungen, während derer der Mikrocontroller die meiste Zeit untätig ist. Erst nach Abschluss einer Messreihe erfolgt die Berechnung des aktuellen Sensor-Beliefs, was somit einer Mindestlatenz des Sensors in Abhängigkeit der Einzelmessungen entspricht. Bzgl. der Integrierung in das FHumanoids-Framework sollte die Latenz daher so gering sein, dass die Frequenz, mit der ein neuer Belief berechnet wird, oberhalb der Abtastrate des Motorboards von 250Hz liegt. Abb. 14 legt eine durchschnittliche Berechnungsdauer von etwa 1.2 - 1.5ms nahe, was im schlechtesten Fall einer Frequenz von ca. 666Hz entspricht und damit deutlich oberhalb der geforderten 250Hz liegt.

Verringerte man die Anzahl der Einzelmessungen oder verkleinerte man die Fläche der Sensorplatte, fielen die Berechnungszeiten insgesamt kürzer aus. Da ersteres jedoch den Anteil des Rauschens erhöhen und letzteres die Wertedifferenz negativ beeinflussen würde (vgl. (8)), ist eine Anpassung dieser Faktoren nach unten nicht wünschenswert, zumal für die Kommunikation zum Motorboard mit den gegebenen Einstellungen ausreichend Zeit bleibt. Eher ist angesichts der genannten Gründe eine Vergrößerung der Fläche, bzw. eine Erweiterung der Messreihen erwünschenswert, um größere Wertedifferenzen zu begünstigen.

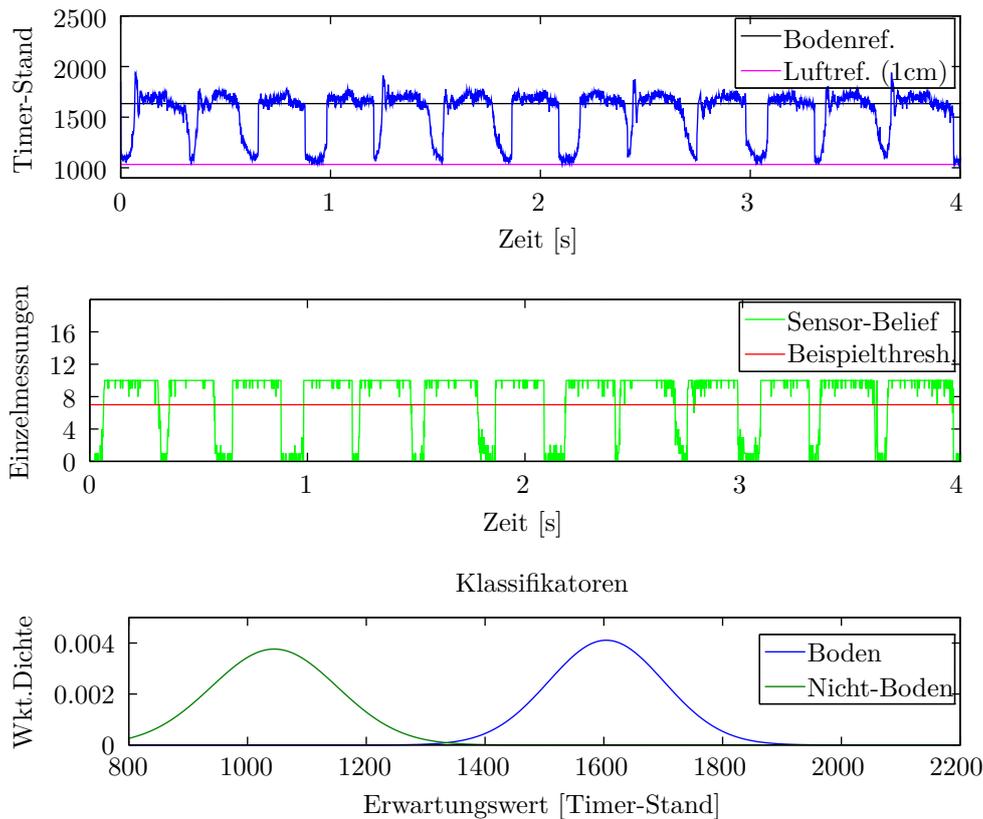


Abbildung 13: Vier Sekunden lange Schrittsequenz des Roboters mit den vom Sensor gemessenen Durchschnittswerten pro 10 Messungen (blau), den vom Bodenklassifikator ausgehenden Sensor-Belief (grün) und einem Beispielthreshold für die optische Rückmeldung einer LED (rot).

### 6.3.3 Driftverhalten

Um den Einfluss eines möglichen Drifts beurteilen zu können, wurden über einen Zeitraum von ca. zweieinhalb Stunden jede halbe Stunde rund 200 Messungen für Boden, als auch Luft durchgeführt, deren Durchschnittswerte in Abb. 15 eingezeichnet sind. Gemessen wurde über das gesamte Spielfeld verteilt mit einer 1mm dicken und ca. 28cm<sup>2</sup> großen Sensorplatte. Zusätzlich wurden nach ca. 80 Minuten die Fenster geöffnet, um eine Veränderung der Luftfeuchtigkeit zu provozieren. Wie zu sehen, ist über den gesamten Zeitraum ein leichter Drift erkennbar. Da es schwierig ist, einen natürlichen Drift künstlich zu erzeugen, und sich die insgesamt dann doch eher mäßige Entwicklung über

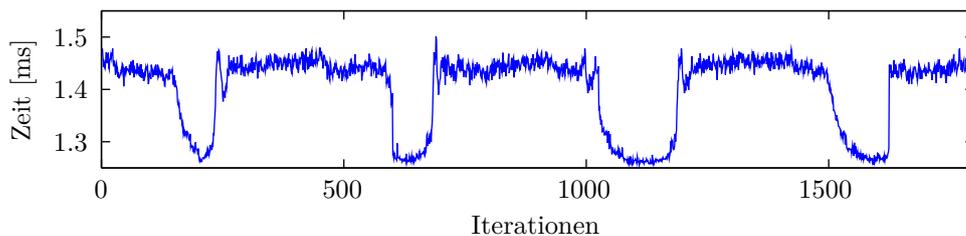


Abbildung 14: Durchschnittliche Berechnungszeiten eines Sensor-Beliefs in kontrollierter Umgebung. Der Einfluss der Fussposition zeichnet sich aufgrund der Permittivitätsunterschiede deutlich ab.

einen relativ langen Zeitraum erstreckt, ist die Aussagekraft bzgl. einer Beeinträchtigung des Sensors unter diesen Bedingungen nur bedingt groß. Nichtsdestoweniger handelt es sich hierbei um ein Phänomen, auf das der Sensor adäquat reagieren muss, um seine Zuverlässigkeit zu bewahren.

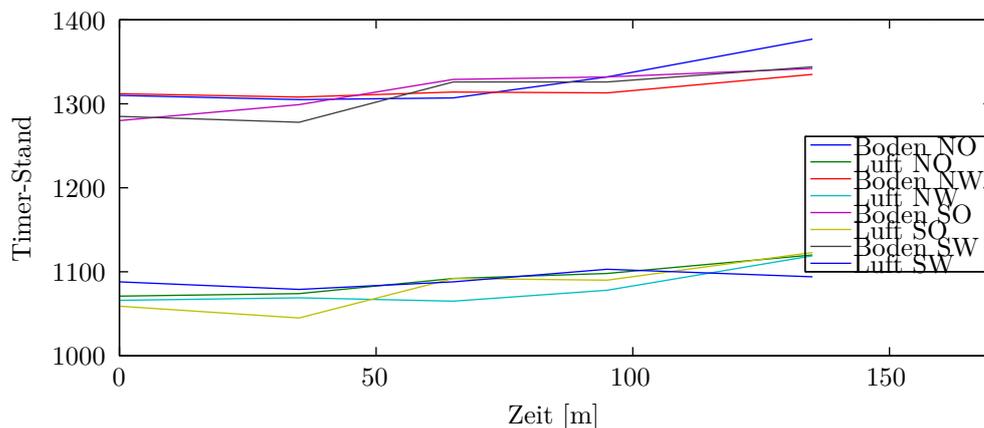


Abbildung 15: Driftentwicklung von Messwerten über einen Zeitraum von ca. zweieinhalb Stunden. Die höheren Werte entsprechen Messungen am Boden, die niedrigeren wurden in einem Abstand von ca. 1cm gemessen.

### 6.3.4 Langzeitverhalten

In Kap. 4 wurde ein Verfahren vorgestellt, mit Hilfe dessen die Klassifikatoren in regelmäßigen Abständen mit neuen Daten aktualisiert werden. In Abb. 16 ist ein viersekündiger Mitschnitt nach einer ca. neunminütigen Laufsequenz gezeigt, während der die Klassifikatoren 14 mal neutrainiert wurden. Das Verhalten weist dabei vergleichbar gute Ergebnisse auf wie zuvor in Abb. 13. Es

sei jedoch noch einmal darauf hingewiesen, dass die beobachtbaren Drifts nur sehr gering ausfallen, weshalb sie für den Sensor wohl keine wirkliche Herausforderung darstellen. Bzgl. eines starken Drifts besitzt Abb. 16 also nur geringe Aussagekraft. Sie zeigt aber auch, dass das Neutrainieren in seinem Konzept zumindest innerhalb der Testumgebung erfolgreich ist, was in Abb. 17 bestätigt wird.

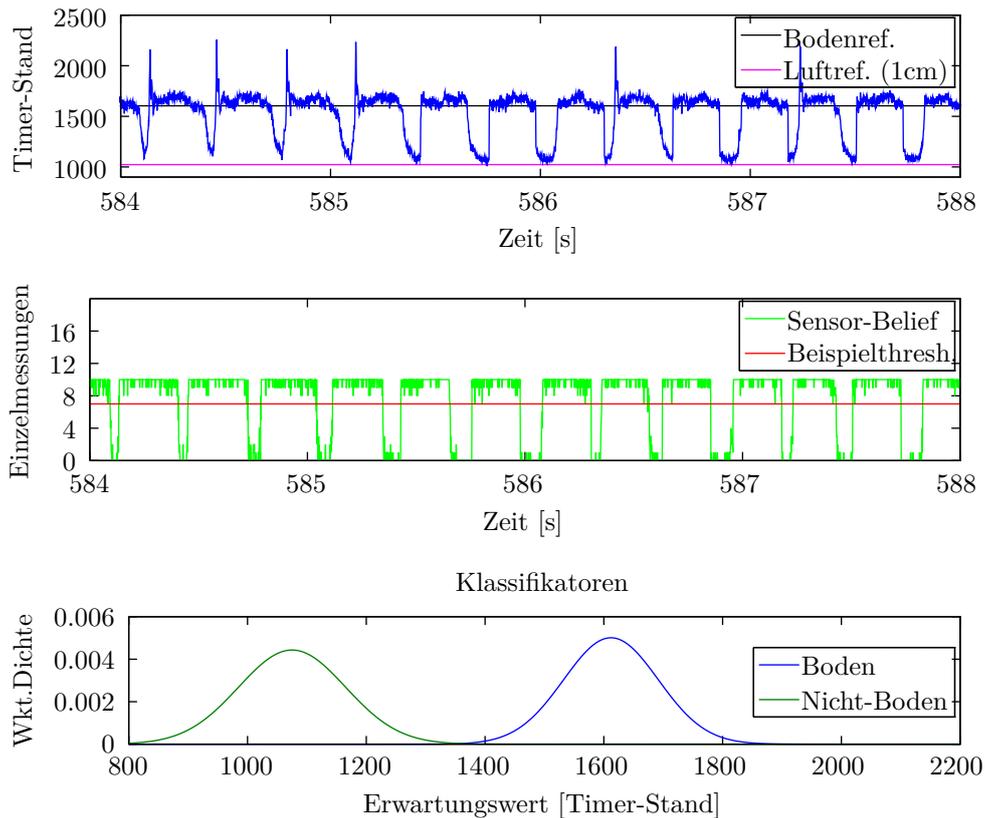


Abbildung 16: Viersekündiger Mischnitt einer Schrittsequenz nach ca. neunminütigem Laufen mit insgesamt 14-maligem Neutrainieren der Klassifikatoren.

Initial beginnt der Bodenklassifikator mit einer größeren Varianz, bevor er zunehmend sicherer wird. Die Entwicklung zwischen 11- und 14-maligem Neutrainieren zeigt, dass ein Overfitting entgegen der zu vermutenden Entwicklung nicht eintritt. Für die Zuverlässigkeit des Sensors ist dies entscheidend, da ein Overfitting die Klassifizierung negativ beeinflusst und zu ungenügenden Ergebnissen führt. In vorherigen Versuchen war dies ein echtes Problem, da der Sensor nach einer Weile kaum noch Boden erkannte, was sich jedoch

mit einer geeigneten Auswahl der Trainingssamples lösen lässt: Besteht die Trainingsmenge aus zu vielen Samples, die doppelt positiv klassifiziert wurden<sup>8</sup>, weicht aufgrund der beiderseitig vergrößerten Varianz die Trennschärfe auf. Enthält sie ausschließlich eindeutig klassifizierte Samples, fallen zu viele aus den Randbereichen der dazugehörigen Dichtekurve heraus. Die Varianz verringert sich und es kommt in Folge zu einem Overfitting. Um diesem Effekt vorzubeugen, müssen im richtigen Maß immer mal wieder Samples aus den Randbereichen der Wahrscheinlichkeitsdichten zur Trainingsmenge hinzugenommen werden.

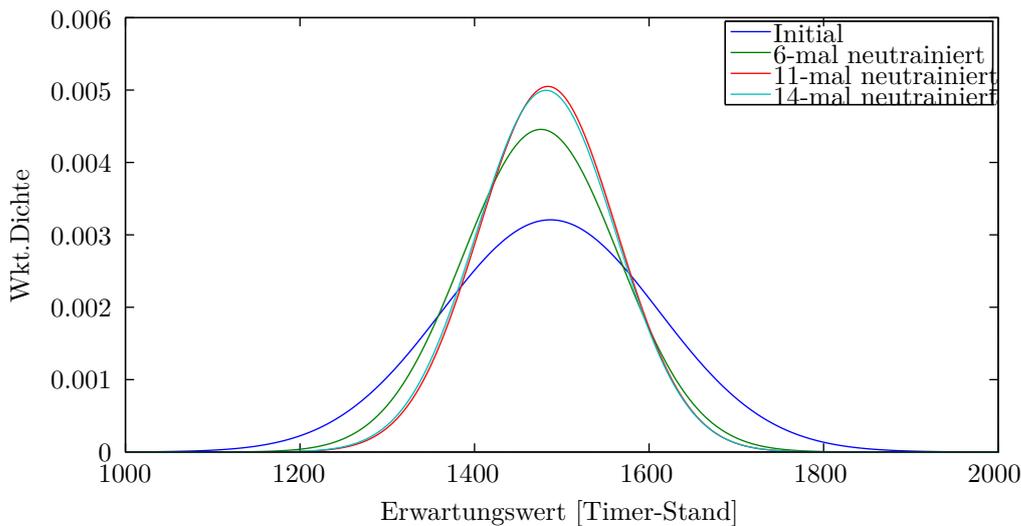


Abbildung 17: Entwicklung des Bodenklassifikators über einen Zeitraum von ca. neun Minuten.

## 6.4 Unkontrollierte Umgebungen

Die folgenden Beispiele zeigen das Sensorverhalten in Umgebungen, in denen die Bedingungen den in Kap. 3.4 genannten Anforderungen nicht immer entsprechen und damit den Sensor vor eventuelle Probleme stellen. So stellt das Regelwerk Forderungen an Größe und Belag des Spielfelds, nicht jedoch an die konkrete Konstruktion. In der Vergangenheit kamen daher u.a. erhöhte Holzplateaus als Untergrund zum Einsatz<sup>9</sup>, weshalb der Sensor auch auf solchen Flächen erprobt werden muss. Des Weiteren ist ein hehres Ziel des RoboCup der Sieg einer Robotermansschaft über den amtierenden FIFA-Weltmeister im Jahr 2050 (vgl. [27]). Ein beispielhafter Test auf natürlichem Rasen soll

<sup>8</sup>Also sowohl vom einen, als auch vom anderem Klassifikator.

<sup>9</sup>So geschehen z.B. bei den German Open 2014 und Iran Open 2014.

daher zeigen, wie das Sensorkonzept auf entsprechend feuchtem Untergrund funktioniert, bevor abschließend ein letzter Test auf Steinboden erfolgt.

#### 6.4.1 Verhalten auf Holz

Aufgrund der Fähigkeit, relativ große Mengen Feuchtigkeit aufzunehmen, scheint Holz zunächst ein geeigneter Bodenkandidat mit ausreichend großer Permittivität zu sein. Es zeigt sich jedoch, dass diese Vermutung nicht pauschal zutrifft und im Zweifelsfall an methodische Grenzen stößt. In Abb. 18 ist ein viersekündiger Mitschnitt einer Laufsequenz auf einer ca. 5cm dicken Holzplatte gezeigt. Im Gegensatz zu Abb. 13 und 16 lassen die in blau eingezeichneten Sensorwerte eine Schrittfrequenz nur mehr erahnen. Auch ist während der Bodenphasen das Rauschen derart ausgeprägt, dass der Sensor-Belief mitunter weit unterhalb des Beispielschwellenwerts fällt. Es überrascht zudem, dass während des Laufens die Bodenreferenz kaum Gültigkeit zu besitzen scheint. Mit den in Kap. 4 vorgestellten Methoden ist ein zuverlässiges Trennen der Zustände auf dieser Grundlage somit kaum durchzuführen.

#### 6.4.2 Verhalten auf natürlichem Rasen

Abb. 19 zeigt das Sensorverhalten während eines viersekündigen Mitschnitts einer Laufsequenz auf natürlichem Rasen mit hohem Feuchtigkeitsanteil. Der Wertebereich fällt mit maximalen Werten von ca. 5000 Timer-Ticks entsprechend groß aus. Entgegen den zu erwartenden Schwierigkeiten (große Einsinktiefe, unebener Gang, weit abstehende Grashalme, etc.) liefert der Sensor robuste Ergebnisse, die eine zuverlässige Trennung der Zustände ermöglichen. Der hohe Feuchtigkeitsanteil beeinflusst dabei die Trennfähigkeit der Zustände in positivem Maße, verlängert jedoch die Laufzeit einer Messung deutlich. Durch die verstärkte Elastizität des Rasens wird die Bodenphase überdies zu einer Art Zwei-Phasen-Ablauf erweitert<sup>10</sup>, der dem Sensor bei geringeren Wertedifferenzen eventuell Probleme bereiten könnte. Vor allem hinsichtlich der ab dem Jahr 2015 geplanten Einführung von Kunstrasen als Spieluntergrund (vgl. [28, S.2]), ist zu überprüfen, ob mit entsprechenden Heuristiken insbesondere das verstärkte Einsinken in den Boden richtig geschätzt werden kann, was im gezeigten Test indes kein Problem war. Ein Test auf Kunstrasen konnte bis zur Fertigstellung dieser Arbeit leider nicht durchgeführt werden.

---

<sup>10</sup>Erkennbar an den kurzzeitigen Peaks während der Bodenphasen.

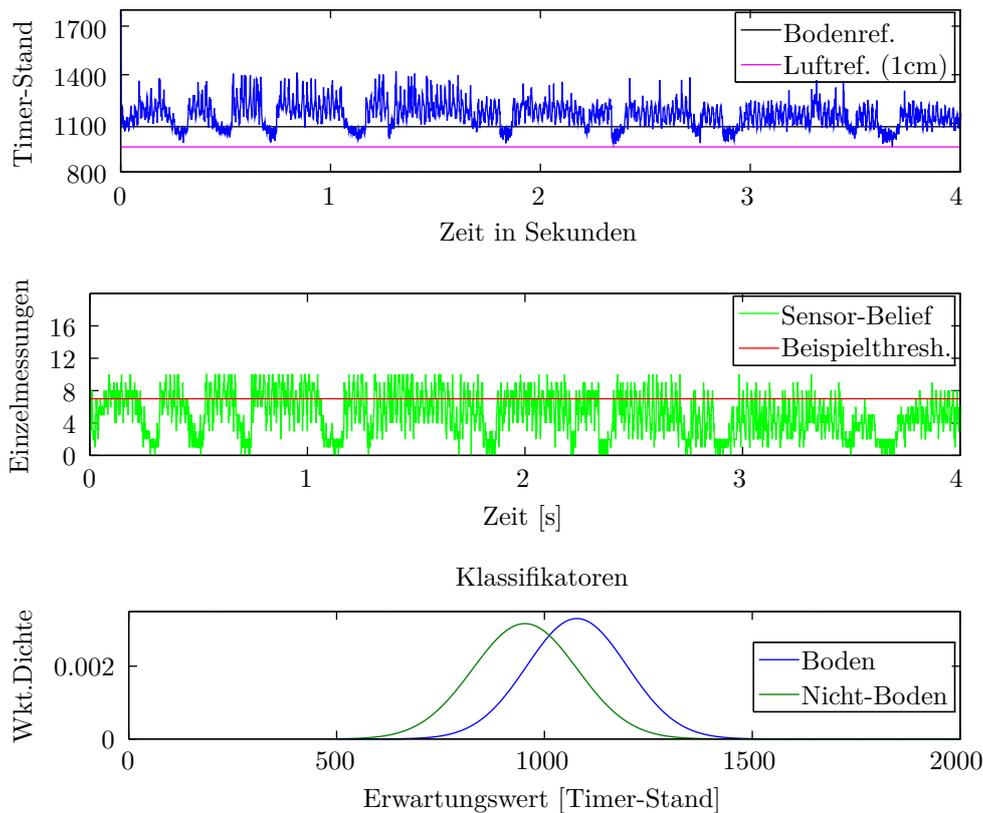


Abbildung 18: Sensorverhalten während einer vier-sekündigen Laufsequenz auf einer ca. 5cm dicken Holzplatte. Sehr ausgeprägtes Rauschen bei zu eng beinander liegenden Klassifikatoren führt zu kaum nutzbaren Sensorergebnissen.

### 6.4.3 Verhalten auf Steinplatten

Abschließend sei das Sensorverhalten auf Steinplatten eines Bürgersteigs gezeigt, welches aufgrund der hohen Feuchtigkeit, die, wie zuvor in Kap. 6.4.2, zum Aufnahmezeitpunkt am Boden herrschte, eine robuste Trennung der Zustände ermöglicht (vgl. Abb. 20). Interessant ist hierbei der Werteverlauf ab Sekunde zwei, in der der Roboter auf eine Unebenheit tritt und sein Fuß nur teilweise in Kontakt zum Boden steht. Das sich anschließende Absenken der Messwerte zeichnet sich deutlich im Sensor-Belief ab, der diese Unsicherheit somit direkt widerspiegelt.

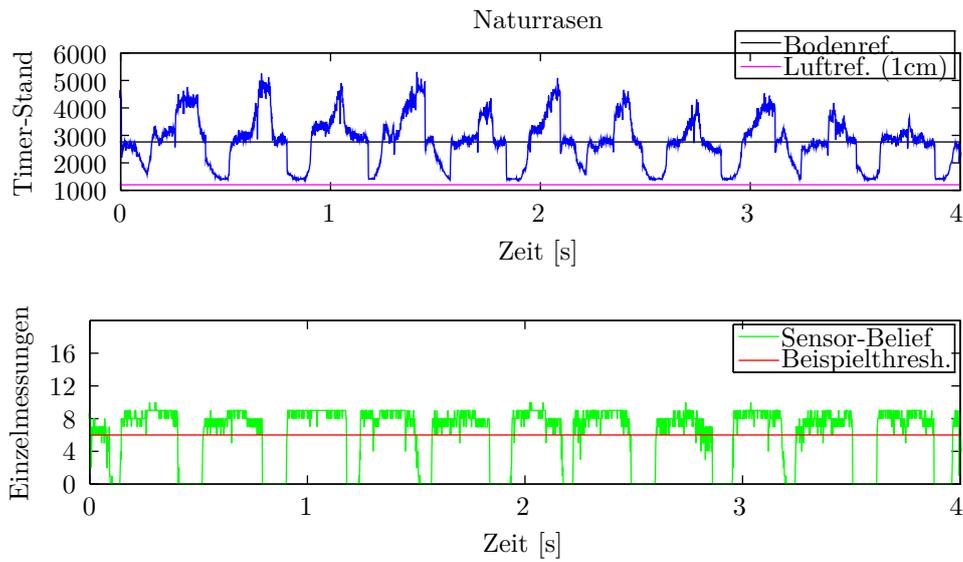


Abbildung 19: Sensorverhalten während einer viersekündigen Laufsequenz auf feuchtem Naturrasen. Die Peaks der einseitigen Belastungsphasen unterscheiden sich deutlich von der Bodenreferenz, die bei beidfüßigem Stand aufgenommen wurde.

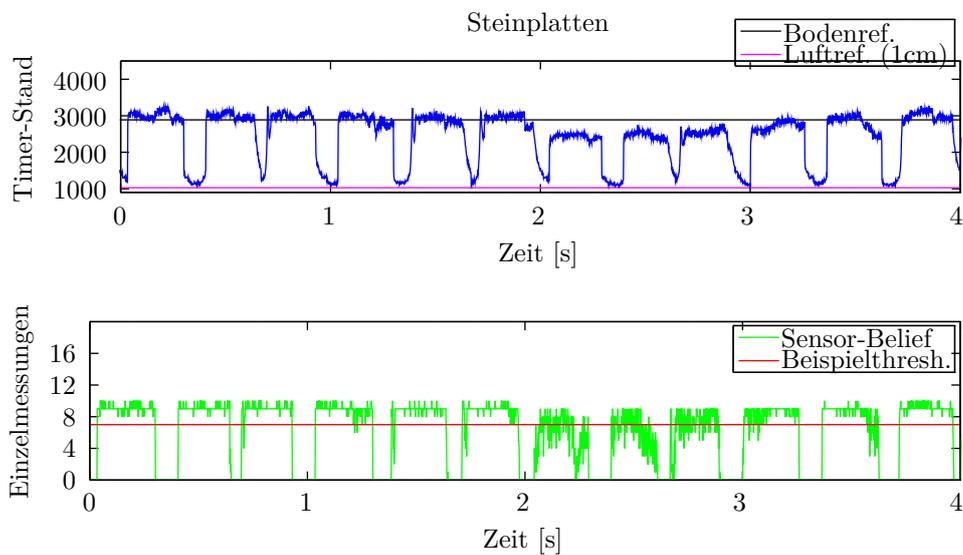


Abbildung 20: Sensorverhalten während einer viersekündigen Laufsequenz auf den Steinplatten eines Bürgersteigs.

## 7 Fazit

Die gezeigten Ergebnisse lassen deutlich erkennen, in welcher Hinsicht das in dieser Arbeit vorgestellte Sensorkonzept scheitert: in seiner Abhängigkeit von der Beschaffenheit und den Eigenschaften des Bodens. Ohne die hinreichende, physikalische Eignung des Bodens ist ein zuverlässiges Schätzen der realen Zustände mit den hier beschriebenen Methoden schlicht nicht möglich. Insbesondere in Szenarien, wie denen des RoboCup mit Spielfeldern heterogenen Aufbaus, ist das Risiko eines Bodens mit ungenügenden Eigenschaften daher nicht abschätzbar. Für den Einsatz im Rahmen des RoboCup ist die Praktikabilität des Sensors somit nicht garantiert.

Hinsichtlich einer Umgebung, in der sicher gestellt ist, dass die geforderten Annahmen - vor allem eine ausreichende Permittivitätsdifferenz - gelten, erwies sich das Konzept hingegen als erfolgreich und lieferte auch unter widrigen Umständen wie Naturrasen robuste Ergebnisse. Allem voran die mechanische Konstruktion des Sensors, deren Sensorplatte als einziges Bauteil mechanischem Stress ausgesetzt ist, stellt eine deutliche Verbesserung gegenüber den konventionellen Lösungen (FSR, Wägezellen, Druckknöpfe) dar, die nicht nur viel Zeit, sondern auch Ressourcen spart. Auch hinsichtlich der vom Sensor gelieferten Informationstiefe konnten die Ergebnisse der zuvor erprobten Lösungen in der Praxis wiederholt und Situationen, in denen ein sicherer Stand nicht gegeben war, über den Sensor-Belief zum Ausdruck gebracht werden.

### 7.1 Ausblick

**Ort des Kontakts** Bisher wurden Tests nur mit einer einzigen, am Fuß angebrachten Sensorplatte durchgeführt. Dabei ließe sich das Konzept theoretisch um beliebig viele Plattensegmente erweitern, ähnlich dem Prinzip eines Sensorbildschirms. Neben dem Kontakt könnte dann auch der Ort der ersten Berührung detektiert und dem Walker als zusätzliche Information zugespielt werden. Da eine Verkleinerung der Sensorplatte jedoch umgekehrt proportionalen Einfluss auf die gemessene Wertedifferenz hat, wäre ein starker Unterschied der Permittivitäten hierfür grundlegende Voraussetzung.

**Adaptive Moving Average, Fisher & Clustering** Um auch Böden mit stark ausgeprägtem Rauschverhalten (vgl. Kap. 6.4.1) zuverlässig zu erkennen, wäre die Erprobung eines Adaptive Moving Average von Interesse. Die starken Rauschphasen könnten auf diese Weise effektiver geglättet und die Zustände somit besser voneinander getrennt werden. Je nach Anzahl der verwendeten

Samples stiege jedoch die Latenz des Sensors, wodurch auch die Reaktionsfähigkeit beeinträchtigt würde.

Um den Aufwand einer im Vorfeld durchgeführten Kalibrierung einzusparen, wäre das Erproben eines automatischen Clusterings mittels EM-Algorithmen ebenfalls interessant. Während des Laufens gesammelte Daten könnten auf diese Weise automatisch in entsprechende Komponenten aufgeteilt und eine manuelle Kalibrierung hierdurch ersetzt werden.

## 7.2 Diskussion: Regelkonformität kapazitiver Sensoren

Die Humanoid League stellt im Rahmen des RoboCup besondere Bedingungen an die Konstruktion teilnehmender Roboter. Unter anderem ist die Sensorik, die zum Einsatz zugelassen ist, auf Technik limitiert, die ein Äquivalent in den menschlichen Sinnen besitzt (vgl. [8, S.7]). So dürfen im Bereich der Vision maximal zwei Kameras eingesetzt werden, die oberhalb des Nackens montiert werden müssen. Aktive Sensoren sind mit Ausnahme eines Lautsprechers zur Simulation des menschlichen Stimmorgans nicht zugelassen. Hingegen sind Tastsensoren, Kraftsensoren, wie auch Temperaturmesser an jeder Stelle des Roboters erlaubt. In Hinblick auf kapazitive Technik ist nun die Frage zu klären, ob sie im Rahmen des vorgestellten Konzepts als regelkonform gilt oder nicht, denn der Mensch besitzt keinen Sinn, der durch das kapazitive Prinzip direkt abgebildet werden kann.

Betrachtet man allein die Eigenschaften des vorgestellten Sensors, bleibt zu beobachten, dass es sich weder um einen aktiven, noch um einen externen Sensor handelt, also den Regeln auch nicht widerspricht. Da es bei genauer Kenntnis des Sensorverhaltens jedoch prinzipiell möglich ist, den Abstand zum Boden festzustellen, und dies die Sinneswahrnehmungen eines Menschen ohne Frage übertrifft, ist von einer Regelkonformität wiederum abzusehen.

Da das Regelwerk in dieser Frage den nötigen Detailgrad vermissen lässt und stellenweise überrascht<sup>11</sup>, sei auf den Grundgedanken der Humanoid League verwiesen, der den Fokus auf die Sinne des Menschen richtet. Dass Menschen in ihrer Haut Rezeptoren besitzen, mit denen Bodenkontakt erfühlt werden kann, ist unstrittig (vgl. [29, Kap.7]) und, sofern der Sensor nicht für Dinge genutzt wird, die die Wahrnehmungen des Menschen übertreffen, somit auch nichts gegen seinen Einsatz zu sagen. Eine abschließende Diskussion des Technischen

---

<sup>11</sup>IMUs sind größtenteils von Werk aus mit Magnetometern ausgestattet, weshalb sie neben der Tatsache, dass sie aufgrund des Einflusses der Motoren ohnehin kaum Nutzen bringen, vom Regelwerk zugelassen sind, obwohl sie in klarem Widerspruch zu den Wahrnehmungen eines Menschen stehen.

Komitees könnte in diesem Fall die nötige Klarheit schaffen und ist somit in jedem Fall wünschenswert.

## Literaturverzeichnis

1. Kanoun, O., Laumond, J.-P. & Yoshida, E. Planning foot placements for a humanoid robot: A problem of inverse kinematics. *The International Journal of Robotics Research* (2010).
2. Kulick, J. *Ein stabiler Gang für humanoide, Fußball spielende Roboter* Masterarbeit (Freie Universität Berlin, 2011).
3. Puhlmann, S. *Verbesserung der Lauftrajektorien mit Hilfe von Reinforcement Learning* Bachelorarbeit (Freie Universität Berlin, 2013).
4. *Berlin United - FHumanoids Team Description Paper* <<https://maserati.mi.fu-berlin.de/fumanoids/wp-content/papercite-data/pdf/fumanoids2013tdp.pdf>> (2013).
5. *What are passive and active sensors?* NASA. <[http://www.nasa.gov/directorates/heo/scan/communications/outreach/funfacts/txt\\_passive\\_active.html](http://www.nasa.gov/directorates/heo/scan/communications/outreach/funfacts/txt_passive_active.html)> (2014).
6. *What Determines If a Transducer Is Active or Passive?* National Instruments. <<http://digital.ni.com/public.nsf/allkb/084702CE98679BB886256CA3006752>> (2014).
7. *Sensors: Types and Characteristics* Illinois Institute of Technology. <<http://iit.edu/arc/workshops/pdfs/SENSORS.pdf>>.
8. *RoboCup Soccer Humanoid League Rules and Setup* <<http://www.informatik.uni-bremen.de/humanoid/pub/Website/Downloads/HumanoidLeagueRules2014-07-05-with-changes.pdf>> (2014).
9. Gallo, O., Manduchi, R. & Rafii, A. *Robust curb and ramp detection for safe parking using the canesta ToF camera in Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW'08. IEEE Computer Society Conference on* (2008), 1–8.
10. *Humanoid League Team Questionnaire for RoboCup 2013* Humanoid League Technical Committee. <<http://www.informatik.uni-bremen.de/humanoid/pub/Website/Downloads/HumanoidLeagueTeamQuestionnaireforRoboCup2013.pdf>> (2012).
11. *Team Description Papers* <<http://www.informatik.uni-bremen.de/humanoid/bin/view/Website/Teams2014>> (2014).
12. *FSR 406 Data Sheet* 30-73258. Rev. A. Interlink Electronics (2014).
13. Kukulski, M. *Entwurf und Bau einer humanoiden Bewegungsplattform für Fußball spielende Roboter* Masterarbeit (Freie Universität Berlin, 2010).
14. Puers, R. Capacitive sensors: when and how to use them. *Sensors and Actuators* **37-38**, 93–105 (1993).
15. Zhu, F. & Spronck, J. A capacitive tactile sensor for shear and normal force measurements. *Sensors and Actuators* **31**, 115–120 (1992).
16. Schmäser, P. *Theoretische Physik für Studierende des Lehramts* (Springer Spektrum, 2013).

17. Von Hippel, A. *Dielectric materials and applications* (Artech House, 1995).
18. Tegin, J. & Wikander, J. Tactile sensing in intelligent robotic manipulation—a review. *Industrial Robot: An International Journal* **32**, 64–70 (2005).
19. Hoshi, T. & Shinoda, H. *Robot skin based on touch-area-sensitive tactile element in Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006. Proceedings 2006 IEEE International Conference on* (2006), 3463–3468.
20. *Nao Software Documentation* Aldebaran Robotics. <[http://doc.aldebaran.com/1-14/family/robots/contact-sensors\\_robot.html](http://doc.aldebaran.com/1-14/family/robots/contact-sensors_robot.html)> (2014).
21. Karlsson, N. & Jarrhed, J.-O. *A capacitive sensor for the detection of humans in a robot cell in Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1993. IMTC/93. Conference Record., IEEE* (1993), 164–166.
22. Lindsay, B. G. *Mixture Models* (Institute of Mathematical Statistics, 1995).
23. Bishop, C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning* (Springer Science, 2006).
24. *Tabelle Standardabweichung* <[https://de.wikibooks.org/wiki/Tabelle\\_Standardnormalverteilung](https://de.wikibooks.org/wiki/Tabelle_Standardnormalverteilung)> (2014).
25. Tomasz, M. *Use Analog Techniques To Measure Capacitance In Capacitive Sensors* <<http://electronicdesign.com/analog/use-analog-techniques-measure-capacitance-capacitive-sensors>> (2012).
26. Kent, J. & Ravid, A. *Projective capacitive touchscreen* US Patent 6,297,811. Okt. 2001.
27. *What is RoboCup?* <<http://www.robocup.org/about-robocup/>> (2014).
28. *Humanoid League Proposed Roadmap* <<http://www.informatik.uni-bremen.de/humanoid/pub/Website/Downloads/HumanoidLeagueProposedRoadmap.pdf>> (2014).
29. Schmidt, H.-G. F. und Schaible. *Sinnes- und Neurophysiologie* (Springer Medizin Verlag, 2006).